

مركز البحوث

الذكاء المحوسب وتطبيقاته في ميادين التجارة والأعمال

تأليف
حسن مظفر الرزو

بسم الله الرحمن الرحيم



مركز البحوث

الذكاء المحوسب وتطبيقاته في ميادين التجارة والأعمال

تأليف

حسن مظفر الرزو

١٤٢٨هـ - ٢٠٠٧م

ⓒ معهد الإدارة العامة، ١٤٢٨هـ

فهرسة مكتبة الملك فهد الوطنية أثناء النشر

الرزو، حسن مظفر

الذكاء المحوسب وتطبيقاته فى ميادين التجارة والأعمال /حسن مظفر الرزو -

الرياض، ١٤٢٨هـ

٤١٦ ص ١٧سم × ٢٤سم

ردمك: ٧-١٥٢-١٤-٩٩٦٠

١- الذكاء الصناعي أ. العنوان

ديوي ٠٠٦,٢ ١٤٢٨/٩١٠

رقم الإيداع: ١٤٢٨/٩١٠

ردمـــــك: ٧-١٥٢-١٤-٩٩٦٠

ما من منـهج بحث، إلا وينتهي بفقدان خصوبته الأولى. وتأتي دائماً لحظة، لا يعود فيها من المجدي البحث عن الجديد في أطلال القـــديم، ويستحيل فيها على الفكر العلمي أن يتقدم ما لم يخلق منـاهج جديدة.

غاستون باشلار
نظرية المعرفة

المحتويات

الموضوع	الصفحة

المحتويات

المحتويات

الموضوع	الصفحة

المحتويات

الموضوع	الصفحة

المحتويات

الموضوع | الصفحة

المحتويات

الموضوع **الصفحة**

المحتويات

الموضوع الصفحة

مقدمة:

إن التنامي المستمر لتقنيات الذكاء الاصطناعي، والمدعومة بأدوات تقنيات المعلومات، قد فتح الباب على مصراعيه أمام دخولها إلى ساحة علوم التجارة والأعمال بشتى مستوياتها. بيد أن العقبة الأساسية التي تشخص أمام هذا الموضوع الجديد والمبتكر، تكمن في الفجوة المقيمة بين علوم الحاسوب والذكاء الاصطناعي من جهة، وبين العاملين في قطاع التجارة والأعمال من جهة أخرى، من الذين ألفوا استخدام تقنيات المعلومات أداة داعمة لحساباتهم المالية، وتنظيم أنشطتهم التنظيمية بوصفها أداة تمتلك قدرة حسابية غاشمة، ولها القدرة على إجراء سلسلة غير متناهية من الحسابات الروتينية التي تقف عقبة أمام أنشطة هذين المضمارين على أرض الواقع بأدواته التقليدية.

لذا فإننا لا نتوقع أن تكون المهمة سهلة عندما نحاول معالجة هذا الموضوع الشائك على خلفية البيئة العربية للتجارة والأعمال، كما هو الحال في بلدان العالم الغربي الذي ما زال يعالج المسألة من وجهة نظر معلوماتية / هندسية صرفة تسترشد بتوجيهات نخبة من خبراء التجارة والأعمال الذين يحاولون جاهدين توجيه الفقه الرياضي/المعلوماتي الصرف بحيث يبدأ بالخطوة الأولى على طريق استيعاب دلالة المتغير الاقتصادي، وطبيعة الخصائص المميزة لمتغيراته المختلفة لكي تكون النماذج الرياضية أكثر واقعية في وصف متغيرات التجارة والأعمال ضمن الأنساق المعرفية المطروحة على ساحة تطبيقات الذكاء المحوسب.

لن تكون المهمة سهلة علينا، ولا على السادة العاملين بميادين التجارة والأعمال، ولكنها خطوة لا بد منها لكي نحسن اللحاق بالآخر الذي بدأ بخوض غمار تجارب جديدة بميادين جديدة في هذا المضمار، وقبل أن تفوتنا فرصة جديدة للَحاق بقافلة المعرفة العلمية المعاصرة.

أرجو أن يعذرني أساتذة الاقتصاد والأعمال عندما سأتحدث معهم بلغة رياضية – معلوماتية صرفة في هذا العمل المتواضع، وأن يغفروا زلات من لم يتمكن من إتقان صنعة جهابذة هذا التخصص العريق في وطننا العربي، ووقع في أكثر من مطب معرفي عند ترجمة متغيرات علومهم بلغة هندسية / معلوماتية.

كما أرجو أن يعذرني زملائي العاملون في ميادين الذكاء الاصطناعي بعد أن خطوت الخطوة الأولى على طريق مد جسور جديدة قد تثقل كاهلهم بمسائل جديدة، قد تفتقر في كثير من مسالكها المتشعبة إلى نماذج أشد تعقيداً من تلك التي تتعامل مع الأنموذج الهندسي الأصم!

أرجو أن نتكاتف جميعاً لإنجاح هذه المحاولة، ونضع أيدينا بأيدي بعض لكي نرسي اللبنة الأولى لعلوم الحوسبة المعلوماتية، وتقنياتها المستحدثة على تربة بيئة التجارة والأعمال العربية لكي تزداد قدرتنا على سبر المتغير الاقتصادي في المجتمع العولمي، ونحسن مهمة التنبؤ بمستقبل المنظمة التي تدير دفة جلّ أنشطة التجارة والأعمال، بعيداً عن قولبة الفكر في قوالب جامدة تستمد مادتها من نماذج قديمة ومتكررة...

حسن مظفر الرزو

مدير المكتب الاستشاري العلمي

كلية الحدباء في جامعة الموصل بالعراق

الباب الأول

النسق المفاهيمي والأسس الرياضية



الفصل الأول

الذكاء الاصطناعي: المفاهيم والمرتكزات

١-١ مقدمـــة:

إن التطور الحاصل في الأنساق الرياضية التي استخدمها الإنسان المعاصر (عنـد معالجة المسائل المطروحة) قد أورثته الشجاعة الكافية لطرق أبواب الذكاء البـشري، ومحاولة التنقير عن سبل جديدة لمحاكاة آلياته المعقدة.

وقد بدأت الخطوة الأولى في تسيير دفة آلة ميكانيكية مبسطة وفق برنامج يوجـه حركة مفاصلها المتعددة، ثم تلتها خطوة أخرى حاول الباحثون مـن خلالهـا زيـادة مهارات الآلة، وتعميق استجابتها للبيئة التي تعمل فيها بحيث بدأت تستجيب للمؤثرات الخارجية، بعد أن نجح الإنسان بمنحها المزيد من المجسات التي تتحسس الكثير مـن المتغيرات الخارجية المحيطة بها.

وقد امتدت أذرع الذكاء الاصطناعي فتجاوز حدود الهيكل الصلب للآلة الـصماء، ليتحول إلى نسق رياضي ومنطقي ينهض بمهمة إدارة منظومات أشد تعقيداً، ويشرف بصورة مباشرة على تسيير الآلة التي أضحت تابعاً أميناً له، بعد أن كان أسـيراً فـي هيكل الآلة ذاتها. لقد أصبح الذكاء الاصطناعي آلية وأرضية مفاهيمية يحـاول مـن خلالها الإنسان المعاصر محاكاة القدرات العقلية الفريدة للكائن البشري، مـع محاولـة الارتقاء ببعض قدراتها التقليدية عبر توظيف أكثر من أداة اصطناعية لتجاوز العقبات التي تقف أمام العقل البشري فتحد من إمكانياته.

ولقد توسعت حدود الرقعة الجغرافية التي يهيمن عليها الذكاء الاصطناعي فلم يعد مقصوراً على الآلات الذكية، والحسابات الهندسية المعقدة، وإنما أصبح أداة فاعلة فـي عصر تقنية المعلومات، وسيادة المنظومة المعرفية، وساهم في تدشين مراسـيم ولادة

الاقتصاد الرقمي، وأرسى أسساً متينة للتنبؤ الاقتصادي، وتحليل الكثير من الخصائص المستغلقة على النماذج الاقتصادية التقليدية.

سنحاول خلال هذا الفصل بيان أهم المفاهيم والمرتكزات المعرفية التي يرتكز عليها الذكاء الاصطناعي، والخصائص النوعية لآلياته، مع محاولة إلقاء الضوء على ماهية العلاقات الحميمة التي بدأ بتوطيدها مع النماذج والمعالجات الاقتصادية التقليدية بحيث أورثتها الكثير من التغييرات الجوهرية في المفاهيم، وآليات حل المسائل، مع حصول تغيير في أرضية المفاهيم لكي تكون أكثر تلاؤماً مع لغة الاقتصاد العولمي الجديد.

ولكي نضمن صناعة قناعات كافية لدى خبراء التجارة والأعمال بهذا الميدان الجديد، سنحاول أن نهجر الكثير من الصياغات الرياضية المعقدة التي قد تورثهم إعراضاً عنها فلا نحقق ما نصبو إليه في عملنا المتواضع.

وبالمقابل سنبذل كل ما في وسعنا لتبسيط لغة الذكاء الاصطناعي المشحونة بالرموز الرياضية المعقدة، لنجعلها أكثر قرباً من لغة المعالجات الرياضية التي ألف الاقتصاديون التعامل معها. كما سنحاول أن نتدرج في معالجة المواضيع خطوة فخطوة بحيث تزداد ألفة الباحث والقارئ العادي مع النص تدريجياً فيتعمق فهمهما لهذه الآليات الفريدة.....

١-٢ تعريف الذكاء الاصطناعي:

لقد أطلق الجنس البشري على نفسه الاصطلاح العلمي Homo Sapiens الذي يعني الرجل العاقل الواعي؛ لأن قدرتنا العقلية التي منحنا إياها البارئ عزّ وجل تمثل إحدى الخصائص الفريدة والمميزة التي تجعلنا ننفرد عن بقية المخلوقات بقدرتنا الواعية على إدارة دفة الحياة، وتسخير الطبيعة، بعد أن أنعم الله تعالى علينا بمهمة الاستخلاف.

وقد شهد القرن العشرين ولادة ميدان علمي جديد أطلق عليه الذكاء الاصطناعي Artificial Intelligence الذي يسعى إلى فهم ماهية الذكاء البشري لغرض تسخيره على أرض الواقع في إنشاء كيانات ذكية تسهم في إدارة دفة الحياة المعاصرة التي غلب على مادتها عنصر التعقيد في أسلوب ملفت للانتباه (Russell, S., & P. Norvig, 2003).

يعد هذا المنهج المبتكر من فروع المعرفة الجديدة التي أبصرت النور في العقد السادس من القرن العشرين (بالتحديد في عام ١٩٥٦). ولقد مر هذا الحقل الجديد بنمو متسارع، فتعددت شعبه، وتلاحم نسيج مادته مع كثير من العلوم المعاصرة، بعد أن بسطت تقنيات المعلومات سلطتها على الآليات الرياضية عند استحداث الحواسيب ذات القدرة الفائقة على المعالجات الرياضية والمنطقية بشتى مستوياتها (Konar, 2000).

لقد طرحت الكثير من التعريفات الاصطلاحية للذكاء الاصطناعي، وقد برز كل منها من تربة رعت بذرته في تربتها الخصبة. وقد نحت التعريفات نحو الميدان التطبيقي الذي ترعرع المفهوم فيه، فعانى بعضها من قصور في المعالجة، أو تحديد مساحة الحدود الاصطلاحية بمحور دون آخر.

ولكي يتجلى أمامنا جزء من مشهد التعريفات المقترحة حاولنا أن نلتقط أكثر التعريفات الاصطلاحية الشائعة للذكاء الاصطناعي لكي نظفر عند مناقشتها بفهم أكثر عمقاً لحدود هذا الميدان العلمي الجديد (Russell, S., & P. Norvig, 2003).

- هو فن صناعة حواسيب تقوم بإنجاز مهام ذكية (Waldrop, 1987).
- هو نمط برمجي تتعامل بواسطته النظم البرمجية مع البيانات وفق قواعد لغرض تنفيذ أهداف محددة (Taylor, 1988).
- هو نشاط يهدف إلى تزويد آلات مثل الحواسيب، القدرة على إظهار سلوك يمكن أن يعد ذكياً متى تمت معاينته بواسطة إنسان مدرك (McLeod,1979).
- هو برنامج حاسوبي يوظف المعرفة الخبيرة لبلوغ مستوى عالٍ من الأداء في ميدان يشمل مسألة محددة (Waterman, 1986).

- هو فرع من فروع علم الحاسوب يعنى بعملية ميكنة السلوك الذكي (Luger and Stubblefield, 1993).

يبدو واضحاً بأن هذه التعريفات تتأرجح بين التركيز على العمليات العقلية والإدراكية من جهة، وبين التركيز على الجانب السلوكي من جهة أخرى. بيد أن القراءة المتأنية لمسألة الذكاء الاصطناعي تطرح علينا أربعة أهداف جوهرية للوصول إلى تخوم مملكة الذكاء الاصطناعي الحقيقية (Russell, S., & P. Norvig, 2003).

الهدف الأول: إنشاء أنظمة تمتلك القدرة على سلوك يحاكي سلوك البشر.
الهدف الثاني: إنشاء أنظمة تمتلك القدرة على الاستدلال العقلي الموجه لآلية التفكير فيها.
الهدف الثالث: إنشاء أنظمة تسلك سلوكاً مشابهاً لسلوك البشر.
الهدف الرابع: إنشاء أنظمة تمتلك القدرة على توجيه دفة سلوكها بصورة عقلانية.

لقد تمت ترجمة الأهداف إلى أربعة تيارات حاول أصحابها ترسيخ المفاهيم وتحويلها إلى تطبيقات راسخة على أرض الواقع. وسنحاول أن نتناول الخصائص التي تبنتها هذه التيارات بالدراسة لكي تتضح معالمها.

الخاصية الأولى: محاكاة السلوك البشري:

تعد المعايير التي يتطلبها اختبار العالم البريطاني تورينج Turing Test مؤشرات حاسمة في بيان حدود سمة الذكاء (Luger,et al., 1999). لقد عرّف تورينج السلوك الذكي بوصفه معياراً للقابلية على أداء فعل يرقى إلى مستوى الأداء البشري في جميع مراتب المهام الإدراكية[١].

---

(١) البنية التركيبية لاختبار تورينج: تتألف البنية التركيبية من الفقرات التالية:=

- يستطيع المستجوب أن يطرح سؤالاً على وحدتين معرفيتين (A,B) (بصرف النظر عن هويتهما سواء كانت طبيعية أو اصطناعية) بواسطة حاسوب طرفي.
- يدّعي كل من (A,B) بأنه يمتلك قدرات ذكية (بشرية).
- إذا لم يفلح المستجوب بالتمييز (بصورة موضوعية) بين الإنسان والحاسوب، (نتيجة للمقاربة الكبيرة في إجاباتهما عن الأسئلة المطروحة) آنذاك يكون الحاسوب قد امتلك خاصية الذكاء الاصطناعي.

وفي ضوء الفرضية المطروحة في اختبار تورينج فإن الحاسوب سوف يمر بمرحلة استجواب يمارسها خبير مع الحاسوب عبر وسط للتخاطب البيني. وسيعد الاختبار ناجحاً إذا لم يفلح المستجوب Interrogator في تحديد هوية المخاطب، هل الذي يقبع على الجهة الثانية هو حاسوب أم إنسان؟ وتتطلب عملية برمجة الحاسوب وتهيئته لدخول هذا الاختبار العسير من العمليات الصعبة، وتتطلب جهداً مضنياً. وتكمن الصعوبة في المتطلبات التقنية العالية التي ستتطلب توفير بيئة برمجية مناسبة للحاسوب بحيث تجعله يمتلك زمام القدرات التالية (Russell, S., & P. Norvig, 2003):

- القدرة على معالجة اللغة الطبيعية Natural Language بحيث يستطيع التواصل وإدامة التخاطب باللغة العربية أو الإنجليزية، على سبيل المثال.

- القدرة على وصف المعرفة ومعالجتها بالشكل الذي يتيح له فرصة مناسبة لخزن سيل المعلومات المتفقة فى أثناء وبعد عملية الاستجواب.

- القدرة على الاستنتاج المميكن لغرض استخدام المعلومات المختزنة بالإجابة عن الأسئلة المطروحة، والتوصل إلى استنتاجات جديدة.

- القدرة على التعلّم الآلي لضمان القدرة على تبني الحالات الجديدة والتكيف معها، وتتبع الأنماط المطروحة واستقرائها.

لقد بذل العاملون في ميدان الذكاء الاصطناعي جهوداً جبارة لكي تجتاز منتجاتهم الذكية اختبار تورينج، بعد أن وضعوا نصب أعينهم ضرورة أن تسلك برمجياتهم سلوكاً يشابه إلى حد كبير سلوك الكائن البشري بتوظيف اللغة الطبيعية في الخطاب، واستثمار الخبرة في صناعة القرارات، وحل المسائل انظر الجدول (١-١).

جدول (١-١) القدرات المطلوبة لضمان اجتياز اختبار تورينج

القدرات	الغايــة
معالجة اللغة الطبيعية	لضمان التواصل مع العالم الخارجي.
وصف المعرفة	للاحتفاظ بالأنساق المعرفية وحفظها.
الاستدلال المميكن	لاستنباط استنتاجات وأحكام جديدة.
تعلّم الآلة	للتكيّف مع السلوك المطلوب.

الخاصية الثانية: التفكير وفق أنموذج الإدراك البشري:

لكي نقيّم قدرة برنامج من البرامج الذكية على توظيف القدرات العقلية البشرية في تنفيذ سلسلة إيعازاته البرمجية، ينبغي أن نكون قادرين على تحديد سمات التفكير والمقايسة العقلية التي تسود ساحة فكرنا. وبناء على هذا الأمر تشخص أمامنا وسيلتان لتحقيق ذلك: (الأولى) عبر استبطان Introspection أفكارنا، و(الثانية) من خلال استثمار التجارب النفسية التي يتم إجراؤها لدراسة ماهية الفكر البشري وآلياته.

وعلى هذا الأساس متى توافرت لدينا معرفة كافية ودقيقة عن الآليات السائدة في العقل البشري، والأنماط العقلية التي تسود فيه، فسنكون حينئذ قادرين على وصف النظرية العلمية بوصفها برنامجاً يتألف من سلسلة إيعازات منطقية.

ومتى حصلنا على تطابقات مدخلات البرنامج ومخرجاته، وتوقيت سلوك البرنامج مع السلوك البشري المناظر له، كان ذلك شاهداً على مناظرة آلية المقايسة العقلانية البرمجية مع آلة الفكر البشري.

ولا زال العاملون في ميدان دراسة آلية الإدراك العقلي Cognitive Science يقترحون مجموعة متنوعة من النماذج المحوسبة بغرض الوصول إلى وصف دقيق لآلية عمل العقل البشري، بحيث تصلح أساساً للمقارنة مع الآليات السائدة في الحواسيب الذكية.

الخاصية الثالثة: ممارسة التفكير عبر توظيف قوانين الفكر البشري:

يعد الفيلسوف اليوناني الشهير أرسطوطاليس أول من حاول جمع قـوانين الفكـر ووصف الآليات التي تضمن عدم انحرافها. وقد وفّر القياس العقلي الأرسطي مجموعة من الأنماط الدقيقة الواجب اتّباعها، عند إنشاء مقدمات منطقية يمكن أن تنتج استنتاجات سليمة. ولعل في المثال الذي يستخدمه معظم المناطقة للتدليل على ذلك شـاهد علـى الآلية العقلية التي تبناها هذا الفيلسوف الشهير في بناء نسقه العقلاني الذي لا زال مقيماً في كثير من الأنماط العقلية السائدة في الأنساق العقلية لعلومنا حتى هذا التاريخ:

سقراط كائن بشري،

كل البشر فانون،

إذن سقراط فان.

إن قوانين الفكر هذه قد اقترحها أرسطوطاليس لوصف عمليات المقايسة العقليـة السائدة في الذهن البشري، فأضحت مدخلاً خصباً للمنطق الـصوري بـشتى تجلياتـه الفلسفية. ولقد ساهم مناطقة القرنين التاسع عشر والعشرين في صياغة قواعد صارمة لبناء المقايسات المنطقية الصادقة، ووصف العلاقات المقيمة بين الكيانات المقيمة في العالم.

ومنذ نهاية العقد السادس من القرن الماضي برزت مجموعة كبيرة من البرمجيات التي تمتلك القدرة على وصف المسألة بعبارات منطقية، مع قابليتها على إيجاد الحـل المناسب لها. ويشخص أمام هذا النمط من البرمجيات عقبتان: (الأولى) تكمـن فـي صعوبة التعامل مع المنطق الصوري، وعباراته بالغة التعقيد، عندما يـشوب عنـصر اللايقين المادة التي نحاول وصفها بواسطة أنموذج المنطق الصوري الذي يعد مادتـه يقينية بصورة مطلقة. و(الثانية) تنشأ عن وجود تباين كبير بين القدرة على حل مسألة من المسائل وفق المنظور النظري الصرف، وطبيعة ما يتطلبه الحل على أرض الواقع من موارد محوسبة قد تستنزف القدرات التي توفرها الآلات الذكية ما لم نـوفر لهـا

قدرات استدلال عقلي تقلل من حجم المقايسات التقليدية المطلوبة (Russell, S., & P. Norvig,2003).

جدول (١-٢) مقارنة بين الذكاء الاصطناعي والبرامج التقليدية للحاسوب

الذكاء الاصطناعي	البرمجة التقليدية للحاسوب
يعتمد أسلوب الوصف الرمزي.	تعتمد استخدام الخوارزميات.
يوظف آلية البحث الموجّه.	توظف الآليات العددية.
تكون بنية التحكم الخاصة بأنموذج الذكاء مستقلة عن القواعد المعرفية.	تتكامل مركبتا التحكم والبيانات فيما بينها لضمان عمل البرنامج.
يمكن تعديل هيكلته، وتحديثها، وتوسيعها بسهولة.	من الصعوبة إجراء تعديل على البرنامج.
الإجابات الموضوعية مقبولة.	ضرورة وجود دقة عالية في النتائج المستحصلة.

الخاصية الرابعة: ممارسة سلوك عقلاني:

إن السلوك العقلاني يتجلى من خلال سعي صاحبه إلى تحقيق الأهداف المرسومة، بحيث تتوافق مع قناعاته المحددة. وفي ضوء هذه العبارة يصبح هدف الذكاء الاصطناعي متوجهاً صوب دراسة وإنشاء أدوات اصطناعية [٢] تتسم بسلوك عقلاني.

وفي ضوء المرتكزات التي يستند إليها منهج الذكاء الاصطناعي فإن عملية الاستدلال تعد العامل الحاسم في وصف السلوك العقلاني. لذا لكي يكون الاستدلال صحيحاً ينبغي أن ينشأ في أرضية عقلانية تسترشد بمنطق سليم، لتحقيق الأهداف التي يصبو إليها، ومن ثم ممارسة السلوك المطلوب على أرض الواقع.

(٢) تعرّف الأدوات أو العوامل الذكية بأنها كيانات اصطناعية تمتلك القدرة على الإدراك وإنجاز فعل يسترشد به.

إن معالجة موضوع الذكاء الاصطناعي، بوصفه آلية لتصميم وإنشاء أدوات ذات سلوك ذكي، ستحمل معها فائدتين: (الأولى) تأسيس مبدأ أكثر شمولاً من منهج قوانين الفكر عبر تأكيد حقيقة أن الاستدلال الصائب لا يعدو عن كونه آلية مفيدة تنجز مهام تتسم بأرضية عقلانية، و(الثانية) أن هذا التيار يمكن أن يعد أكثر ملاءمة للتطور العلمي بالمقارنة مع المناهج التي ترتكز على فكر الإنسان وسلوكه.

ويعزى ذلك إلى غياب المعايير التي تحدد المعالم الواضحة للفكر والسلوك البشري، فى حين تتسم معايير العقلانية بجلائها ووضوح الكثير من حدودها الاصطلاحية (Russell, S., & P. Norvig, 2003).

إن معالجة موضوع الذكاء الاصطناعي تصبّ في أربعة أصناف يوضحها الشكل التالي:

التفكير بنمط عقلاني.	التفكير بنسق استدلالي.
السلوك بطريقة تناظر السلوك البشري.	السلوك بصورة عقلانية.

ويتحقق التفكير بنمط عقلاني نتيجة للاسترشاد بمفردات علم الإدراك Cognitive Science من خلال ما يأتي:

- محاولة إنشاء وصياغة نظريات تعالج كيفية عمل الذهن البشري.
- استخدام النماذج المحوسبة المستنبطة من ميدان الذكاء الاصطناعي، والتقنيات التجريبية من علم النفس.
- عدم اقتصار التركيز على السلوك والمدخلات والمخرجات فحسب، من خلال محاولة زيادة الاهتمام بعملية الاستدلال العقلي.
- ينبغي أن تعكس النماذج المحوسبة كيفية الحصول على النتائج وتبريرها.
- يجب أن لا يقتصر الهدف على إنتاج سلوك يقارب السلوك البشري، ولكن هناك ضرورة ماسّة لتوليد تعاقب من مراحل عمليات الاستدلال العقلي، بحيث تقارب إلى حد كبير الخطوات التي يمارسها الإنسان عندما يباشر حل مسألة مقاربة.

أما التفكير بنسق استدلالي فيتم عن طريق مراجعة قوانين الفكر وآلياته من خلال:

- توظيف المنطق الرياضي باعتباره أداة تستخدم أسلوب التدوين بالعلامات، وإنتاج سلسلة من القواعد.
- ينبغي ترجمة المسائل المطروحة، وتحويل المخزون المعرفي إلى أوصاف صورية، يسهل التعامل معها بواسطة النماذج الرياضية، والمنطق الصوري على حد سواء.
- يستخدم النظام آلية الاستدلال المجرد لاستنباط الحلول المطلوبة للمسائل المطروحة.
- وجود فجوة بين حل المسألة بواسطة الأنساق التجريدية الصرفة، وبين متطلبات حلها على أرض الواقع الميداني.
- وجود اختلاف في مراتبية الحلول المطروحة على ضوء مستوى الدقة المطلوبة، وآلية حوسبة البيانات، وحجم التعقيد السائد في الأنموذج المستخدم بمعالجة المسألة.

ويأتي سلوك الماكنة الذي يناظر السلوك البشري بعد ثبوت صلاحيته باجتياز اختبار تورينج عبر ما يأتي:

- اجتياز الاختبار الإجرائي للسلوك الذكي بواسطة لعبة المحاكاة Imitation Game.
- تجاوز جلّ المسائل المطروحة ضد موضوع الذكاء الاصطناعي.
- توافر الكثير من مركبات السلوك البشري مثل: المعرفة، والاستدلال العقلي، وفهم مفردات اللغة، والقدرة على التعلّم.
- وتبرز في النهاية أمامنا مسألة السلوك العقلاني الذي يتجلى من خلال:
- تجلي السلوك العقلاني عند ممارسة الفعل المناسب في الوقت المناسب.
- إنجاز الأفعال التي يتوقع منها زيادة القدرة على تحقيق الأهداف المنشودة من الفعل.
- أن يكون التفكير أداة ناجعة لخدمة، وتوجيه الفعل العقلاني السليم.

وخلاصة القول في هذا المقام هو أن أكثر التعريفات قبولاً للذكاء الاصطناعي هو الذي يعدّه عبارة عن محاكاة Simulation للذكاء البشري بواسطة آلة، لغرض جعلها قادرة على تمييز وتوظيف جزء أو مجموعة أجزاء من المعرفة، في مرحلة محددة من مراحل حل مسألة من المسائل القائمة. أما حقل هذا العلم فهو عبارة عن معالجة موضوعية، تعنى بتشكيل نماذج محوسبة Computational Models تمتلك القدرة على التفكير، والسلوك بصورة عقلانية (Luger,etal., 1993).

١-٢-١ الفروع المعرفية للذكاء الاصطناعي:

ينهل تيار الذكاء الاصطناعي مادته الخصبة من أكثر من مورد، بالمقابل هناك أكثر من رافد على أرض الواقع ينهل مادته من الأرضية الخصبة للمعرفة السائدة في حقل الذكاء الاصطناعي.

بصورة عامة تتألف الموارد التي يستمد الذكاء الاصطناعي مادته منها من العلوم التي ضمها الجدول التالي، مع ماهية الارتباطات المقيمة بين هذه الحقول المعرفية وعلم الذكاء الاصطناعي (انظر الجدول١-٣).

جدول (١-٣) ماهية ارتباطات الحقول المعرفية بعلم الذكاء الاصطناعي

الحقل	طبيعة الصلات المشتركة
الفلسفة	- هل تصلح القواعد الصورية أداة للوصول إلى استنتاجات دقيقة (القياس الأرسطوطاليسي)؟ - كيف ينشأ السلوك العقلي من الدماغ الفيزيائي؟ - من أين تأتي المعرفة؟ - كيف تنير المعرفة الطريق أمام الفعل المناسب؟

الحقل	طبيعة الصلات المشتركة
الرياضيات	- هل تصلح القواعد الصورية أداة للوصول إلى استنتاجات دقيقة؟ (المنطق البولياني، وعلم الدلالة). - ما طبيعة الماهيات الرياضية القابلة للحوسبة؟ (الخوارزميات، فرضيات عدم التكامل،...). - كيف يمكن الاستدلال من البيانات غير القطعية؟ (نظرية الاحتمالات).
الاقتصاد	- كيف نصنع قرارات تضمن الحد الأمثل من المدفوعات؟ (نظرية صنع القرار، نظرية المنفعة). - كيف نستطيع الاستمرار بذلك عندما لا تتوافر خيارات مقاربة؟ (نظرية اللعب). - كيف نستطيع أن نحقق ذلك عندما تكون المدفوعات في المستقبل البعيد؟ (عمليات ماركوف لصنع القرارات).
العلوم العصبية	كيف يمارس العقل البشري عمليات معالجة المعلومات؟ (العصبونات، والخرائط العقلية).
علم النفس	كيف يفكر بنو البشر والحيوانات، وكيف يباشرون أنشطتهم؟ (العلوم السلوكية، وعلم الإدراك النفسي).
هندسة الحاسوب	- كيف نستطيع بناء حاسوب ذي كفاءة عالية؟ - كيف نستطيع أن نحاكي السلوك العقلي البشري؟
نظرية التحكم وعلم السبرنتيكا	كيف تستطيع الأدوات الذكية الاصطناعية أن تتحكم بأدائها ذاتياً؟ (نظرية التحكم والسيطرة، والدالة الموضوعية).
علم اللغويات	ما طبيعة الصلات القائمة بين اللغة والفكر؟ (اللغويات المحوسبة).

بالمقابل تستمد هذه الفروع العلمية مادة خصبة من تربة علم الذكاء الاصطناعي، فتعمد إلى توظيفها بطريقة مثمرة في تطبيقاتها الميدانية المختلفة، مثل:

- برهنة النظريات والفرضيات.
- فهم اللغة والصور المرئية.
- الروبوتات وتوجيه الآلات المتحركة.
- النظم الخبيرة.

١-٣ الأطر العامة لحل المسائل بواسطة الذكاء الاصطناعي:

لكي نخطو الخطوة الثانية باتجاه تعميق فهمنا للذكاء الاصطناعي تبرز أمامنا مسألة الأطر العامة للآليات المستخدمة في حل المسائل بهذا الميدان، وهى تعد مفتاحاً مهماً لفهم الكثير من الجوانب المهمة في هذا الميدان.

يطلق اصطلاح الحالة State على المسائل التي تعالج بواسطة آليات الذكاء الاصطناعي. وتصف الحالة وضع المسألة في مرحلة محددة من المراحل الإجرائية لحل مسألة بعينها (Konar, 2000).

وعلى هذا الأساس إن حل المسألة سيكون عبارة عن مجموعة من حالات المسألة ذاتها. وتعمد الطريقة الإجرائية المستخدمة لحل المسألة إلى تطبيق عامل على حالة محددة للوصول إلى الحالة التي تليها. وتستمر عملية تطبيق عامل على الحالة وتحوّلاتها اللاحقة باتجاه الحالة التي تليها، ولحين بلوغ الهدف المنشود. ويطلق على هذا الأسلوب في حل المسائل اصطلاح منهج فضاء الحالة State Space Approach.

تتوافر أكثر من خوارزمية بحث Search Algorithm يتم توظيفها بمضمار البحث عن حل المسائل بطريقة ذكية، سنتناول أهمها خلال الفقرات التالية:

١- منهج التوليد والاختبار Generate & Test Approach:

يهتم هذا المنهج بتوليد فضاء الحالة State-Space من حالة شروع معروفة (الأصل) للمسألة. ويستمر في توسيع فضاء دائرة الاستنتاج لحين الوصول إلى العقدة الهدف، أو بلوغ حالتها النهائية Terminal State.

ويتم عند عملية توليد كل حالة من حالات حل المسألة، مقارنة العقدة المتولدة Generated Node مع حالة الهدف المعروفة لدينا. وعندما يتم العثور على الهدف، تتوقف الخوارزمية عن التنفيذ. أما في حالة وجود مسارات متعددة تؤدي إلى الهدف، فإن أقصر مسار باتجاه الهدف المنشود يعدّ المسار الأفضل.

٢- منهج تسلّق التلّ Hill Climbing Approach:

يتألف هذا المنهج من توليد حالة شروع ابتدائية، ثم مباشرة قياس الكلفة الكلية اللازمة للوصول إلى الهدف من نقطة الشروع ذاتها، ويتم ذلك عن طريق توظيف الدالة $f(x)$ التي توفر فرصة لقياس مسافة الهدف من العقدة x.

وبعد احتساب قيمة الدالة $f(x)$ عند النقاط الابتدائية المحتملة x ، يتم فرز العقد بطريقة تصاعدية Ascending في ضوء قيمة الدالة، ثم تودع في مجموعة تصاعدية بضوء قيمة f. وعلى هذا الأساس ستكون القيمة الأولى في المجموعة هي القيمة الدنيا للمتغير f. وبعد هذا تتم مقارنتها مع قيمة الهدف المطلوب، فإذا كانت القيمة الأولى غير مساوية للهدف، يتم توسيع قيمة f وتحتسب قيمة أبنائها.

وتعاد عملية ترتيبهم تصاعدياً في ضوء قيم الدالة، ثم يودعون ثانية في مجموعة جديدة.

فإذا كانت القيمة العليا للمجموعة مساوية للهدف، ينتهي دور الخوارزمية المحوسبة. وبعكسه تستمر العملية لحين تفريغ عناصر المجموعة (Konar,2000)

وتكمن العقبة الرئيسة أمام الإستراتيجيات الذكية المستخدمة بهذا المنهج في ميلها نحو الالتصاق في قيمة عليا موضعية Local Maxima. فإذا تم التوصل إلى حالة أفضل من جميع أبنائها، عند ذلك تتوقف الخوارزمية. فإذا كانت هذه القيمة لا تمثل الهدف المنشود، ولا تزيد عن كونها قيمة عليا موضعية، فتكون هذه الخوارزمية قد فشلت في تحقيق غايتها بالوصول إلى الهدف المنشود.

بالمقابل يمكن لهذا المنهج أن يستخدم (بصورة فاعلة) في حالات كون دالة التقييم كافية إلى الحد الذي يصف تغيراتها، بحيث يتم تجاوز عقبة القيمة العليا الموضعية، والمسارات غير المتناهية (Luger,etal.,1999).

٣- منهج البحث الموجّه Heuristic Search:

يعرف البحث الموجّه بأنه عبارة عن دراسة نهج وقواعد الاكتشاف والاختراع (Luger,etal.,1999). وقد أضحى في ميدان الذكاء الاصطناعي عبارة عن مجموعة قواعد لاختيار فروع من فضاء البحث Search Space تعد الأكثر فرصة بتوجيه البحث صوب حل مقبول للمسألة المطروحة.

بصورة عامة يعمد العاملون بميدان الذكاء الاصطناعي إلى توظيف آلية البحث الموجه في حالتين أساسيتين:

- عندما لا تمتلك المسألة المطروحة حلاً دقيقاً Exact Solution نتيجة لوجود غموض في عبارة الحالة، أو قصور في كمية البيانات المتوفرة عنها.
- قد تمتلك المسألة حلاً دقيقاً بيد أن ارتفاع كلفة الحوسبة المطلوبة لحل هذه المسألة تحول دون اعتماد الآليات التقليدية، مما يحتم ضرورة استبدالها بمنهج البحث الموجّه.

وشأن بقية قواعد الاكتشاف والاختراع يعاني هذا النوع من آليات البحث من كونه عرضة للوقوع في الخطأ. ويعود ذلك إلى كون آلية البحث الموجّه لا تزيد عن كونها عملية تخمين يرشد نحو الخطوة القادمة الواجب اتخاذها لحل المسألة.

وترتكز هذه الآلية في كثير من الأحيان إلى الخبرة العميقة، أو الحدس البشري. ونظراً لكون آلية البحث الموجه تعتمد مبدأ الارتكاز على كمية محدودة من البيانات لمباشرة عملية البحث عن حلول مناسبة للمسألة، فإن قدرتها على توقع السلوك الحقيقي تكاد أن تكون محدودة إلى حد كبير، وقد تؤدي خوارزمية البحث (في بعض الأحيان) إلى الوصول إلى حل مثالي، أو قد تعاني (في أحيان أخرى) من مشاكل تؤدي إلى فشلها في الظفر بحل مقبول (Luger,etal.,1999).

توظف آلية البحث الموجّه دالتها لقياس مطابقة الحالات المرشحة. وكلما كانت عملية اختيار الحالات أكثر موضوعية ودقة، ومبنية على دراية وخبرة مسبقة بتفاصيل المسألة، قلّ عدد الحالات الوسيطة المطلوبة للوصول إلى الحل. من أجل هذا إن إحدى العقبات التي تعترض هذه الآلية تكمن في كيفية اختيار دوال البحث المناسبة بحيث نضمن الوصول إلى غايتنا بأقل جهد، وبدقة مقبولة على أرض الواقع (Konar,2000).

٤- منهج المحاكاة اللدائنية Simulated Annealing:

يرتكز هذا المنهج إلى محاكاة عملية التلدين Annealing المستخدمة في فرع علم المعادن الذي يصبو إلى الحصول على معادن بخصائص فيزيائية جيدة، عندما يتم تبريدها تحت ظروف يتم التحكم بتفاصيلها بدقة. ويسهم التبريد البطيء للمعادن في توفير فرصة مناسبة للذرات كي تترتب بنسق جزيئي متوازن، ينتج بناء بلورياً أكثر تماسكاً، بحيث تكون البلورات الجديدة ذات كثافة عالية ويستلزم تكوينها طاقة منخفضة (Kirkpatrik,1983).

وفي حالة المحاكاة اللدائنية فإن قيمة الدالة الموضوعية Objective Function التي نريد تقليل قيمتها إلى حدودها الدنيا، تناظر إلى حد كبير عنصر الطاقة في نظام الديناميكا الحرارية. فعند الدرجات الحرارية المرتفعة تسمح المحاكاة اللدائنية بتقييم الدالة عند نقاط متباعدة، مع قبول نقاط جديدة بمستوى طاقة أعلى (Jang,etal.,1997).

أما في الدرجات الحرارية المنخفضة، فتقوم المحاكاة اللدائنية بتقييم الدالة الموضوعية فقط عند النقاط الموضعية ذات الاحتمالية القوية من نقاطها الجديدة المقبولة بمستويات طاقة عالية.

ويبدو واضحاً بأن الجزء الأكثر أهمية من المحاكاة اللدائنية هو ما يطلــق عليــه التوقيتات اللدائنية Annealing Schedule أو توقيتات التبريد Cooling Schedule، والتي يتحدد من خلالها مدى سرعة انخفاض درجة الحرارة من القيمة العليا إلى القيمة الدنيا. ويرتبط هذا الأمر بطبيعة التطبيق، كما يتطلب محاولات تجريب بأســلوب المحاولــة والخطأ Trial & Error.

تعمل الدالة الموضوعية (.) f على تطبيق متجه الإدخــال Input Vector، x، فــي المدرج Scalar، E، كما في الصيغة التالية:

$$E = f(x) \quad \ldots\ldots\ldots\ldots \quad (1.1)$$

حيث يعامل المتغير x على أنه نقطة ضمن فضاء الإدخال Input Space. ويصبح دور المحاكاة اللدائنية في هذا المقام عبارة عن اختيار فضاء الإدخال بحيث تسهل علينا مهمة انتقاء قيمة x التي تقلل قيمة E إلى أخفض قيمة ممكنة.

١-٤ تيارات الذكاء الاصطناعي:

نظراً لزيادة مساحة أنشطة الذكاء الاصطناعي ازدادت تفرعات شجرته المعرفية، وبدأت أغصان جديدة بالنمو، والتفرع المثمر عن طريق ولادة تيارات جديــدة تنتــشر تحت مظلته الواسعة.

وسنحاول أن نناقش أهم التيارات المطروحــة علــى بــساط موضــوع الــذكاء الاصطناعي، هي تشمل:

١- نظم التعلّم Learning Systems:

تعد مسألة التعلّم من المسائل العويصة التي تقف عقبة أمام محاولات دعم الآلات، والنظم الذكية، بقدرات ذاتية تسهم باستثمار الخبرات السابقة في حل مسائل جديدة مشابهة. ولا يخفى بأن النظم الذكية مهما أوتيت من قدرات محوسبة، ستبقى قاصرة أمام ما يتمتع به بنو آدم من قدرة على قياس الشبه، وتكرار آلية الحل في المسائل المشابهة، إضافة إلى قدرته على تعميق الخبرات مع زيادة ممارسة حل المسائل المختلفة.

ولكن رغم الصعوبات التي تقف عائقاً أمام إعداد برامج ذكية (تمتلك القدرة على التعلّم) فقد اقترح العاملون بميدان نظم تعلّم الآلة أكثر من برنامج نجح في تذليل بعض الصعاب التي تشخص أمام هذا الهدف.

ومن البرامج الشهيرة في هذا المضمار برنامج الرياضي الآلي Automated Mathematician الذي صمم لاكتشاف القوانين الرياضية (Luger,etal.,1999). ومتى ما بوشر بتجهيز هذا النظام بمبادئ المجموعات وبديهياتها، فإن هذا النظام سوف يكون قادراً على استقراء الكثير من المبادئ الرياضية ذات الصلة بنظرية المجموعات.

وقد تطورت نظم التعلّم في هذه الأيام بحيث باتت تشمل أكثر من ميدان تطبيقي من ميادين العلوم المعاصرة.

٢- وصف المعرفة وآليات الاستدلال Knowledge Representation & Reasoning:

إن الهدف الذي يكمن وراء أي محاولة لإنشاء وصف معرفي محدد، هو ميلنا نحو اقتناص الخصائص الأساسية لحقل مسألة من المسائل، مع جعل البيانات المتوافرة عنها سهلة التناول بالنسبة للطرق الإجرائية المطلوبة لحل المسائل.

وينبغي للغة المستخدمة في عملية الوصف المعرفي، أن تكون قادرة على منح المبرمج قدرات إضافية، تذلل أمامه العقبات التي تشخص أمام عملية وصفها المعرفي.

بصورة عامة يوجد هناك أكثر من سمة مطلوبة في لغويات الوصـــف المعرفـــي الذكي، منها: القدرة على التجريد؛ وقابليتها على التعامل مع آليات الحوسبة بمختلـــف صورها؛ والشمولية؛ وكذلك توافر الكفاءة الكافية لاستيعاب عملية الوصف المعرفـــي لجل مفردات المسألة المطروحة.

٣- التخطيط الذكي Intelligent Planning:

يعد هذا المضمار من الحقول المهمة في ميدان تطبيقـــات الـــذكاء الاصـــطناعي. وبصورة عامة يلاحظ أن مسائل الاستنتاج والتخطيط تتقاســـم الكثيـــر مـــن الـــسمات الجوهرية، التي تحدد طبيعة المهام، التي تضطلع بها كـــل منهمـــا. بالمقابـــل هنـــاك خصائص ذاتية تنشأ عن الحدود الاصطلاحية لكل نشاط يميز التخوم الفاصلة بينهما.

ينصب اهتمام مسألة الاستنتاج على اختبار مدى انطباق الهدف في ضوء مجموعة محددة من البيانات والمعارف (Konar,2000). من جهة أخرى فإن مـــسألة التخطـــيط تعالج مسألة تحديد هوية النهج الذي يضمن النجاح في تحقيق الهدف المنشود من خلال المعطيات المعرفية الأولية المتوافرة عند نقطة الشروع (Bender,1996).

إن الدور الفاعل الذي تلعبه القدرات التخطيطية الذكية قد فتح أمام هذا الحقل أكثر من باب مشرع أمام تطبيقات ميدانية مثل: الروبوتات، ومـــسائل تحديـــد مـــسارات الملاحة، وغيرها من التطبيقات الميدانية.

٤- اكتساب المعرفة Knowledge Acquisition:

تعد مسألة اكتساب المعرفة من المهام العويصة التي تقف عقبة أمام الإنسان، الأمر الذي انعكس على الآلة الذكية التي تنشد محاكاة بعض قدراته العقلية الفريدة.

وتتطلب عملية اكتساب المعرفة وجود مخزون معرفي ينطوي ضمن سلسلة مـــن القواعد المعرفية التي تغطي مساحة واسعة من مفردات البيئة التي نتعامل معها، لكـــي يتم استثمارها في توليد مفردات معرفية جديدة، أو تعميق فهمنا بالمفردات المتوافرة.

وتتألف عملية اكتساب المعرفة من جملة فعاليات تنحو باتجـــاه توليـــد مفـــردات معرفية جديدة، من الحصيلة المعرفية المتوافرة، والتي تتضمن: ما يتوافر في قواعـــد المعرفة، أو من خلال البنى الديناميكية للبيانات الخاصة بالمعرفة المتوافرة، أو اقتناص المعرفة من البيئة المجاورة، أو عمليات تقطير بعض تفاصيل المعرفة المتوافرة بقواعد المعرفة.

ولقد برز خلال العقد الأخير تيار جديـــد يوظـــف اكتـــساب المعرفـــة الممـــيكن Automated Knowledge Acquisition عبر نهج تعلّم الآلة باعتباره أحد الحقول التـــي تحظى باهتمام كبير للبحث بميدان تطبيقات الذكاء الاصطناعي (Mark,1995).

٥- البحث الذكي Intelligent Search:

يتناول البحث الذكي دراسة مجموعة من الآليات المستخدمة لحل المـــسائل التـــي يشيع استخدامها في ميادين علوم الحاسوب، والاقتصاد، والتطبيقات الهندسية التي تتميز بارتكازها إلى نماذج ذات طبيعة قابلة للحساب Deterministic.

وترتبط عملية البحث بمسألتين جوهريتين: (الأولى) تتعلق بهوية ما نريد البحث عنه، ويطلق عليها اصطلاح "المفتاح Key"، الذي يرتبط مباشرة بمفتاح عملية البحث. أما (الثانية) فتتعلق بالمساحة التي ستشملها دائرة البحث، والتي يطلق عليها اصـــطلاح "فضاء البحث Search Space".

وتعالج مسألة فضاء البحث بميدان الذكاء الاصطناعي بوصـــفها مجموعـــة مـــن الحالات. ومن أجل هذا أضحت تسمية هذا الجزء من عملية البحث "فـــضاء الحالـــة State Space"(Konar,2000). وعلى عكس عمليات البحث في بقية القطاعات التطبيقية، فإن فضاء البحث يتميز بوجود فجوات معرفية بخصوص تحديد تخومه، الأمر الـــذي ينعكس بوضوح على طبيعة الآلات التي تستخدم لمعالجة هذا الموضوع.

وبناء عليه فإن تقنية حل المسائل في دائرة البحث الذكي تتطلب اجتياز مرحلتين: (الأولى) تشمل توليد فضاء الحالات؛ و(الثانية) تتناول البحث عن الحالة المناظرة للمسألة ضمن فضاء البحث الذي تم تحديده في المرحلة الأولى. ونتيجة لعدم وضوح تخوم فضاء الحالات المناسب لحل المسألة، ولتجاوز عقبة زيادة حجم الحوسبة المطلوبة لتحقيق ذلك، يصار إلى توليد مساحة محددة من الفضاء التي تتم معالجتها للبحث عن الهدف المنشود، قبل أن يتم التوجه نحو توليد فضاء جديد للحالة، في حالة عدم الظفر بالهدف الذي توصلنا إليه في المرحلة السابقة.

وقد ظهرت مجموعة كبيرة من تقنيات البحث الذكي التي حاول أصحابها الالتزام بهذه المبادئ لتحقيق الغاية المنشودة عند البحث في المسائل التي لا يمكن استخدام الطرق التقليدية في معالجتها والظفر بحلول واقعية لها.

٦- البرمجة المنطقية Logic Programming:

دأب الرياضيون والمناطقة منذ ما يزيد على بضعة عقود لاختراع أدوات تسهّل عملية وصف العبارات المنطقية بواسطة عوامل منطقية Logical Operators.

ويعد المنطق الافتراضي Propositional Logic إحدى الثمار اليانعة لهذه الجهود الحثيثة، والذي بات يمتلك القدرة على التعامل مع مجموعة من العبارات الثنائية (الافتراضية Propositions) المرتبطة فيما بينها بواسطة عوامل بوليانية. لقد ازداد الإقبال على هذا الحقل المنطقي، وكثرت تطبيقاته الميدانية، بعد أن تعمقت قدراته في حل المسائل المعقدة ذات الصلة بالواقع الميداني، وبدأ بالنمو التدريجي باتجاه ولادة جديدة لحقل منطقي جديد بات يطلق عليه اصطلاح المنطق الإسنادي Predicate Logic.

تعد اللغة البرمجية PROLOG إحدى البيئات البرمجية التي توظف المنطق في أداء مهامها البرمجية(٣). وقد ظهرت مجموعة من اللغويات البرمجية المنطقية الذكية التي

(٣) يعكس اسم هذه اللغة البرمجية الأصل الذي قد نشأت عنه: PROgramming in LOGic.

بزّت هذه اللغة، وتفوقت عليها في كثير من التطبيقات الميدانيــة مثــل LISP بحيــث أضحت تشكل أرضية صلبة للبحوث المنطقية، التي أسست أرضيتها في حقول الــذكاء الاصطناعي المترامية.

٧- **الحوسبة الذكية Soft Computing:**

تعد الحوسبة الذكية من التيارات الجديدة التي أفرزها الذكاء الاصطناعي نتيجــة لمحاولة المقاربة بين النماذج التي يبتكرها للتعامل مع الواقع، ومن خــلال الآليــات، والمنهجيات العقلية البشرية التي ترتكز الى مناهج تحاول التكيف مع الواقع، وتتقبــل حقيقة سيادة ظاهرة غياب الدقة الصارمة، وعنصر اليقين المطلق من جــادة التعامــل اليومي.

لقد أرسى العالم الإيراني لطفي زاده الحدود الاصطلاحية للحوسبة الذكية عنــدما اعتبرها نهجاً جديداً للحوسبة، يمارس أنشطته على التوازي مع القدرات العقلية للكائن البشري، التي يوظفها في عمليات الاستدلال والاستنتاج، وعلى التوازي مع التعلّم فــي بيئة مفعمة بعنصر اللايقين، وغياب الدقة التي تفرضها صرامة الأنمــوذج الرياضــي والمنطقي[٤].

١-٥ الميادين التطبيقية للذكاء الاصطناعي:

شأن كثير من العلوم التي فرضت هيمنتها في هذه العقــود، فقــد انتــشرت أذرع تطبيقات الذكاء الاصطناعي وتوسع نسيج علاقاته مع كثيــر مــن العلــوم والتقنيــات الأخرى، مما نجم عنه تعمّق جذور طيف التطبيقات على مدى واسع ســنحاول إلقــاء الضوء على أهمها:

---

(٤) سنعالج هذا الموضوع بتفصيل أكبر في فقرة مستقلة، ثم سنعاود مناقشة المزيد عنه في الفصول القادمة التي يمكن اعتبارها لب المعالجة الموضوعية لهذا الكتاب.

١- ممارسة الألعاب Game Playing:

تستأثر الألعاب باهتمام طيف واسع من الناس في عصرنا الراهن. وقد ظهرت ألعاب كثيرة مثل: Checkers, Chess ,& Puzzles التي وظف مصمموها تقنيات لعب ترتكز على فضاء بحث الحالة State Search Space لتسيير دفة اللعب فيها.

وبصورة عامة، تدار دفة معظم الألعاب بواسطة مجموعة متماسكة من القواعد الحاكمة، التي تذلل الصعوبات أمام فضاء البحث، وتقلل من التعقيد الذي يجابهه مصمم اللعبة إلى حد كبير.

تستطيع الألعاب توليد حجم واسع من فضاءات البحث، التي تتميز بتعقيد هيكلتها، وتشابك نسيجها، بحيث تظهر الحاجة إلى تقنيات متقدمة لتحديد طبيعة الخيارات المتوافرة في فضاء البحث، بضوء المسارات التي تتفرع إليها اللعبة بظل النهج الذي يتبناه المستخدم في التعامل مع خوارزمياتها المختلفة.

تستخدم تقنيات البحث الموجّه Heuristic باعتبارها فاعلة لحل مسائل البحث المرتبطة بتصميم الألعاب وتنفيذها. وتسهم هذه الآلية بإجراء سلسلة غير متناهية من عمليات متابعة مكونات اللعبة، والتأكد من قدرتها على الاستجابة، وتوفير حلول لخيارات مفتوحة أمام اللاعب.

٢- النظم الخبيرة Expert Systems:

برز تيار النظام الخبير بوصفه محاولة لترجمة المخزون المعرفي الموجود لدى الخبراء والتقنيين إلى نظم محوسبة ذكية، تعمد إلى معالجة المعلومات، وتقطير مفردات المعرفة، مع توظيف القواعد المعرفية التي يوظفها هؤلاء عندما يتعاملون مع المسائل المطروحة على بساط الحياة اليومية.

وتتألف المعرفة التي يوظفها الخبراء في تسيير دفة النشاط الذي يمارسونه من معرفة نظرية صرفة بالمسألة المطروحة؛ وخبرة متراكمة تمت معالجتها في النسق

المفاهيمي للخبير، بحيث تحولت إلى آلية بحث موجّه تسترشد بجملة من القواعد؛ والأطر المعرفية التي قد ثبتت صلاحيتها في حل مسائل مشابهة، بحالات مناظرة.

لقد تطورت النظم الخبيرة، وبدأت مجموعة من النظم المتخصصة بتطبيقات محددة مثل DENDRAL و MYCIN[٥]. فى حين ظهرت نظم خبيرة متنوعة لها القدرة على معالجة عدد كبير من المسائل العامة التي تقع في أكثر من ميدان تطبيقي في الوقت ذاته.

بيد أن الكثير من النظم الخبيرة لا زال في مرحلة البدايات، بجانبيها النظري الصرف والعملياتي، كما تشخص أمام إنشائها جملة من العقبات التقنية والمعرفية، التي تشمل:

- الصعوبة المصاحبة لعملية سبر المعرفة العميقة، والحس المعرفي العام، وترجمتهما إلى قواعد معرفية.
- غياب المرونة، والقدرة على التعامل الفعال مع المسألة.
- عدم القدرة على توفير تبريرات واضحة، ومتعمقة للقرارات التي يذهب صوبها النظام الخبير فى أثناء حل المسألة المطروحة.
- ظهور صعوبات جمّة تصاحب عملية التحقق من صحة النهج المعتمد في المعالجة.
- غياب القدرة على التعلّم من المسائل التي تم التعامل معها، بسبب الهيكلة البرمجية المستقرة لكثير من النظم البرمجية الخبيرة.

ورغم هذه المحددات، وأخرى لم يتسع المجال لذكرها، أثبتت النظم الخبيرة، وفي أكثر من ميدان، قدرتها المميزة على حل المسائل المعقدة، وتوفير إجابات حاسمة تسهم في تقليل الكلف المطلوبة لحل مسائل بالغة التعقيد (Luger,etal., 1999).

---

(٥) يستخدم النظام الخبير الأول في ميدان لدراسة التركيب الجزيئي للمركبات العضوية، أما الثاني فيستخدم بميدان التحليلات المرضية، وتذليل عقبة التشخيص الطبي.

٣- الاستدلال المميكن وبرهنة الفرضيات Automated Reasoning & Theorem Proving:

توافر الدقة العالية، وصرامة القواعد التي تحكم العبـارات المنطقيـة، ومنـاهج الاستدلال، فرصة ثمينة لتطبيق التقنيات الذكية في ميدان ميكنة عمليـات الاسـتدلال، وبرهنة الفرضيات بمختلف أشكالها.

لقد أصبحت، في هذه الأيام، معالجة طيف واسع مـن المـسائل المتعلقـة بهـذا المضمار، من الأمور الممكنة حينما نبدأ بتوفير وصف تفصيلي لمفـردات المـسألة، وطبيعة المعلومات المطلوبة لحلها، بواسطة مجموعة متنوعة من البديهيات، والقوانين، والقواعد الحاكمة. ويتم تجميع جميع هذه المفردات، وصياغتها على شـكل فرضـية تفتقر إلى برهان يؤكد صلاحيتها.

وفي الوقت نفسه، نود الإشارة إلى الدور المتميز الذي تنهض به آليات الاستدلال المميكن في ميدان المنطق الرياضي الصوري، حيث تسهم هذه الآليات في حل الكثير من المسائل التي تخص تصميم، وتقييم الدوائر الرياضـية المنطقيـة، وتتبّـع صـحة الخوارزميات البرمجية، ونظم التحكم الحاسوبية المعقدة.

٤- القدرة على فهم اللغات الطبيعية والبرمجة الدلالية Natural Language Understanding & Semantic Modeling:

يكمن أحد الأهداف الجوهرية للذكاء الاصطناعي في الحاجة إلى إنشاء لغويـات برمجية، تمتلك القدرة على فهم الخطاب اللغوي التقليدي. ولا تقتصر المهمة على هذا المحور فحسب، ولكنها تمتد باتجاه معالجة المفردات، والخطاب اللغوي، وأتمتتها وفق أنموذج محوسب يذلل الصعاب أمام زيادة مساحة استخدام الحاسوب، وتطبيقاته بعد أن تحول إلى أداة أكثر شيوعاً في القطاعات التطبيقية المختلفة.

بصورة عامة، ترتكز القدرة على فهم اللغة الطبيعية على جملة من العوامل منها: وجود معرفة عميقة بمكونات الخطاب اللغوي، ومعرفة بالاصـطلاحات المـستخدمة، والبعد الدلالي للمفردات اللغوية، والقدرة على تطبيق المعرفة العامة بالقرائن والـسياق

اللغوي لكشف اللثام عن الغموض المصاحب لبعض مفردات الخطاب اللغوي السائد في الحياة اليومية.

ونتيجة للكم الهائل من مفردات الخطاب اللغوي، والقرائن المصاحبة لكل حالة من حالاته، لا زالت معالجات فهم اللغة الطبيعية تحبو ببطء على طريق طويل، وتفتقر إلى جهود جبارة للظفر بنتائج إيجابية ملموسة بهذا المضمار.

بالمقابل بدأت تطبيقات بالغة التخصص بقطاعات تطبيقية محددة بالظهور، مثل SHRDLU الذي يتخصص بمناقشات تدور حول أشكال، وألوان محددة، ونأمل بأن تسهم التقنيات المتقدمة في معالجة الخطاب اللغوي في ظهور نظم برمجية تمتلك القدرة على فهم أفضل، مع إمكانية إنتاج نماذج دلالية مفيدة.

٥- إنشاء نماذج لفهم الأداء البشري Modeling Human Performance:

إن الصلة الحميمة بين الذكاء الاصطناعي، وفروع مختلفة من علم النفس (التي تعالج آليات عقلية مختلفة كالإدراك، والوعي، والفهم) قد منحت فرصة كبيرة لتداول المعرفة المتراكمة بين هذه الأطراف، لتعميق الفهم بما يحصل فعلاً في غياهب العقل الإنساني، والتي قد لا ينالها مشرط الجراح دون أن يحدث خللاً في أدائها؛ أو الارتقاء بأداء خوارزمية برمجية تسعى لمحاكاة أكثر قرباً من سلوك العقل البشري.

لقد تم تحويل الشبكات العصبونية المقيمة في عقولنا إلى نماذج محوسبة تحاول أن تستثمر قدراتها الفائقة في حل كثير من المسائل المطروحة بميادين الذكاء الاصطناعي، كما أن التطور الحاصل في البنية التركيبية الرياضية، والبرمجية لهذه الشبكة قد ألقت المزيد من الضوء على معرفتنا بطرق التعلّم وآلياته، وكشفت لنا جزءاً من الظلال التي تحيط بعملية الفهم التي يتميز بها الكائن البشري عن بقية المخلوقات.

١-٦ الذكاء المحوسب Computational Intelligence:

بعد أن بسطت النماذج الرياضية المرتكزة على تقنية المعلومات والحوسبة سلطانها المعرفي، وسخّرت القدرات الحسابية الغاشمة للحاسوب، وطوّعتها بمهارة لكي تتكيف مع متطلبات الواقع المعقدة، أصبحت الفرصة مواتية لبروز مفهوم الحوسبة المعلوماتية Soft Computing إلى ساحة التطبيقات الرياضية والإحصائية في جل الميادين والاختصاصات.

وتختلف الحوسبة المعلوماتية عن الحوسبة التقليدية في اعتمادها المقاربة التي يوظفها الذكاء البشري لإدراك العالم المحيط به، بعيداً عن الصرامة والدقة التي تطرحها العلوم الصرفة. الأمر الذي حتّم بروز ميدان جديد في دائرة الذكاء الاصطناعي بات يعرف بالذكاء المحوسب الذي يأخذ بعين الاعتبار جملة من المتغيرات السائدة في الواقع اليومي مثل: غياب الدقة واليقين Uncertainty؛ والحقيقة الجزئية Partial Truth؛ والتقريب Approximation.

يرتكز النسق المعرفي لهذا الميدان على محاكاة الآليات السائدة في الذهن البشري، بحيث أضحت المبادئ التي يسعى إلى توظيفها في تطبيقاته تشمل:

- استغلال التفاوت المسموح به في قياس المتغيرات على أرض الواقعى واحتواء ظاهرة غياب الدقة الميدانية.
- محاولة إيجاد مساحة مناسبة للتعامل مع الحقيقة الجزئية وعدم إهمالها من المقاربات المنطقية والرياضية.
- اعتماد مبدأ التقريب في إجراء الحسابات، وبناء هيكلة النماذج لضمان الوصول إلى منهج مقبول لحل المسائل، والتغلب على العقبات التي قد تفرزها الرياضيات الصرفة.
- التعامل مع المسائل التي تعاني من غياب الوضوح والقبول بالحلول الأقل كلفة، والأقرب قبولاً بالنسبة لمتطلبات الواقع.

نشأت الأرضية المفاهيمية للذكاء المحوسب، والحوسبة المعلوماتية نتيجة لتأثيرات مبكرة. ولم تلبث أن اكتسبت سمة المنهج الدقيق على يدي العالم الإيراني لطفي زاده Lotfi Zadeh عندما نشر أول معالجة رياضية ومنطقية للمجاميع المضبّبة Fuzzy Sets عام ١٩٦٥. ثم عاود بالكتابة في موضوعات مثل النظم المعقدة وعمليات اتخاذ القرارات عام ١٩٧٣، ونظرية الإمكانية Possibility Theory، وتحليل البنى المعلوماتية Soft Data Analysis في بدايات عام ١٩٩١، والتي تعد لبنات أساسية في بنيان هذا الحقل المبتكر.

بعد هذه المرحلة برزت على السطح معالجات مفاهيمية جديدة أثرت هذا الميدان بأنساق رياضية ومنطقية مبتكرة، فأدرج في منظومة الذكاء المحوسب أنموذج المنطق المضبّب Fuzzy logic Model؛ وأنموذج الشبكات العصبونية Neural Networks Model، والبرمجة الجينية Genetics Programming، والأدوات الذكية Intelligent Agents، وآليات التنقيب عن المعرفة Data Mining.

ونود التنويه إلى حقيقة أساسية هي أن الحوسبة المعلوماتية لا يمكن أن تعد خليطاً يضم جميع هذه الآليات الرياضية والمنطقية المبتكرة، ولكنها عبارة عن بيئة خصبة يمكن اعتبارها مظهراً لشراكة قائمة بين النماذج التي يطرحها كل نسق من هذه الأنساق الرياضية من خلال منظور المعالجة الذي يتبناه في ظل الحقل الكلي للذكاء المحوسب.

إن سمة التكامل والتئام التي تجمع نماذج المنطق المضبّب، والشبكات العصبونية، والخوارزميات الجينية، والأدوات الذكية، والتنقيب عن المعلومات تحمل في طيّاتها أكثر من ميزة إيجابية تنعكس بجلاء في قدرة النسق المفاهيمي للذكاء المحوسب على إنشاء أكثر من مستوى للتكامل بين هذه النماذج لاستيعاب الظاهرة قيد الدرس، وعبر منظومات تجمع أكثر من أنموذج واحد لمعالجة المسألة المطروحة عن طريق توفير مناخ مناسب لدراستها بمنظور أكثر شمولاً.

ومن أجل هذا بدأنا نلاحظ ظهور نماذج هجينة تجمع بين نوعين من المعالجة المفاهيمية، مثل النظم العصبونية المضبّبة Neurofuzzy Systems التي ازداد حجم استخداماتها في أكثر من قطاع تطبيقي على أرض الواقع.

١-٦-١ الذكاء المحوسب والذكاء الاصطناعي:

لقد بدأت مرحلة مخاض الذكاء الاصطناعي عندما شعر الإنسان المعاصر بحاجة إلى آلة ذكية تدعم نشاطه، وتلقي عن كاهله أعباء التكرار الممل لعمليات يكثر تكرارها، ويصعب عليه تجشم عنائها بالليل والنهار.

إذن كانت بدايات هذا العلم مع الآلات، فكانت محاولة لمنحها سلوكاً ذكياً يحاول محاكاة جزء يسير من الذكاء البشري. بيد أن هذا الذكاء المبتكر قد اعتمد المقولات الرياضية الصارمة التي تحوّل كل نشاط إلى معادلة دقيقة، وحركة محسوبة بدقة فائقة.

ومن جهة أخرى بدأت تطفو على سطح نظرية المعرفة (التي تعالج مسألة الأنموذج الرياضي الحديث) جملة عقبات معرفية تتعلق بعدم قدرة بعض هذه النماذج على تحقيق غاياتها نتيجة غزو التعقيد لبنيتها الرياضية والمنطقية، وبحيث أضحى الأنموذج أحجية قد لا نظفر بحل مقبول لها!.

وعند هذه العتبة بالذات برز تعريف الذكاء المحوسب ليحل بعض هذه الإشكاليات المعرفية، ولكي يعيد جزءاً كبيراً من نشاط تقنيات الذكاء الاصطناعي إلى حظيرة جملة كبيرة من التطبيقات الأخرى، ولا يقصر نشاطها على الآلات والأدوات الذكية.

وبهذا أضحى الذكاء المحوسب نسقاً يسعى إلى تكيف عملي Practical Adaptation يتألف من مبادئ، وأنساق مفاهيمية، وخوارزميات، ووسائل توفر للمستخدم أرضية مناسبة لتنفيذ أنشطة ذكية في بيئة معقدة ومتغيرة على الدوام، شأن البيئة التي نقطن فيها. وقد حاول أصحاب هذا النسق أن يوفروا له أنموذجاً يحاكي الأنموذج البشري في التعامل مع ظاهرة سيادة عدم الدقة، وغياب الوضوح، بكثير من المسائل التي نتعامل معها، أو نصدر أحكاماً بشأنها تبتعد عن صرامة المنهج الرياضي ودقته العالية.

وبدأت تدخل في دائرة الذكاء المحوسب جملة من المسائل التي تمتاز بكونها:

- مضبّبة، أو غير دقيقة، أو يغزو الخطأ بعض جوانبها.

- تفتقر إلى خوارزمية رياضية تفسر حدودها.
- غياب الحل المثالي للمسألة.
- تفتقر إلى أنموذج جاهز وسريع لمعالجتها آنياً على أرض الواقع.
- وجود خبراء يدركون الكثير من جوانبها يمكن أن تترجم خبرتهم إلى قواعد يسترشد بها في توجيه آليات حل المسائل.

بدأ هذا النسق الرياضي بدراسة ماهية الأدوات الذكية Intelligent Agents، ثم تطور هذا النسق الرياضي تدريجياً، فباشر بصياغة نماذج رياضية تعمل بوصفها أدوات تمارس سلوكاً ذكياً في بيئة حاسوبية افتراضية، أو بيئة تقليدية. وقد تميزت هذه الأدوات بمرونة كبيرة، وقدرة على التكيف مع عوامل البيئة المتغيرة شأن قدوتها الفكر البشري الذي يتميز بقدرته الفائقة على التكيف مع متغيرات شتى، ومرونته الكبيرة.

كذلك أضحت هذه النماذج أكثر قدرة على التعلّم من ركام بيانات المسائل التي تتعامل معها، وقادرة على احتواء متطلبات التغير الآني في الأهداف، واتخاذ قرارات مناسبة لمحددات يفرضها واقع مسألة بعينها.

جدول (١-٤) مقارنة سريعة بين خصائص مناهج الذكاء الاصطناعي والحوسبة الذكية

المنهج	موارد القوة
الشبكات العصبونية	القدرة الدائمة على التعلم والتكيف مع البيئة
نظرية المجموعات المضببة	الوصف المعرفي بواسطة القواعد المضببة
الخوارزميات الجينية	البحث العشوائي المنهجي
المحاكاة اللدائنية	البحث العشوائي المنهجي
الذكاء الاصطناعي التقليدي	تبني معالجات رمزية

إن قدرة الحوسبة الذكية على إنشاء شراكة تكاملية بين النسق المعرفية التي تقع ضمن دائرته تعد أحد مواطن القوة في هذا المنهج المبتكر من مناهج الذكاء

الاصطناعي في القرن العشرين. بالمقابل فإن خاصية التعاونية Synergism التي تسود هذا النسق الرياضي المحوسب، توفر له إمكانية توظيف المعرفة البشرية بكفاءة عالية؛ والتعامل مع غياب سمتي الدقة، والوضوح في الوقت نفسه، والقدرة على التعلّم للتكيف مع بيئة تتسم بتغير دائم، وعدم القدرة على الإحاطة بجميع مفرداتها التفصيلية لضمان أداء أفضل (الرزو، ١٩٩٨).

جدول (١-٥) وصف تاريخي للحوسبة الذكية والذكاء الاصطناعي خلال عقود القرن العشرين

عقود القرن العشرين	الذكاء الاصطناعي	الشبكات العصبونية	النظم المضببة	مناهج أخرى مقاربة
الأربعينيات	علم السبرنتيكا	أنموذج العصبون لماكلوك	...	...
الخمسينيات	الذكاء الاصطناعي	الإدراك	...	...
الستينيات	لغة LISP الذكية	أنموذجا ADALINE, MADALINE	المجموعات المضببة	...
السبعينيات	هندسة المعرفة والنظم الخبيرة	ولادة خوارزمية التوالد التراجعي، والإدراك العصبوني	المتحكم المضبب	الخوارزمية الجينية
الثمانينيات	...	خرائط الإدارة الذاتية، وشبكة هوبفيلد، وميكنة بولتزمان، وخوارزمية بوم	النماذج المضببة	الحياة الاصطناعية، والنمذجة المنيعة
التسعينيات	...	...	النماذج العصبونية المضببة	البرمجة الجينية

المرجع: الرزو، ١٩٩٨.

لقد نشأت الحوسبة الذكية تحت تأثير تيار الذكاء الاصطناعي التقليدي، مسترشدة بعلم السبرنتيكا الذي عني بدراسة أنساق المعلومات وآليات التحكم لدى الإنسان، والآلة التي يسعى أصحابه لضمان مقاربة محاكاة أدائها للقدرات البشرية، بيد أنها قد نجحت بالتخلص من أغلال الصرامة، والدقة الفائقة، التي يتطلبها النسق الرياضي والمنطق الأرسطي، فحاولت بكل ما أوتيت من قوة أن تغير مرتكزات المنطق التقليدي عبر مقولات المنطق المضبب، وجعلت أنساق المعرفة البشرية غاية بذاتها بعيداً عن القوالب المجردة التي يحاول إنشاءها الفكر الرياضي ويحاول أن يقسر الفكر على السير في طريقها.

من أجل هذا فقد عُدّت ظاهرتا عدم الوضوح، وغياب الدقة مظهراً من مظاهر الواقع الذي نعيش فيه، فحاولت التعامل معه، واقتراح آليات منطقية للتكيف مع مظاهره.

وبناء عليه يمكننا القول بأن العمود الفقري، والأرضية المفاهيمية للحوسبة الذكية ترتكز على المحاور المفاهيمية التالية:

- الخبرة البشرية: تستثمر الحوسبة الذكية الخبرة البشرية من خلال الأطر المعرفية للقواعد المضببة، إضافة إلى أطر المعرفة التقليدية، بغرض توفير بيئة معرفية مناسبة لحل المسائل العملية.
- النماذج المحوسبة المستنبطة من ميدان علوم الأحياء: تسهم النماذج المستنبطة من الشبكات العصبونية للكائنات الحية في إثراء معرفتنا، وتعميق خبراتنا بالشبكات العصبونية الاصطناعية التي توظف في ميدان الحوسبة الذكية بأكثر من قطاع تطبيقي. وتستثمر نتائج البحوث الميدانية في إرساء فهم أكثر موضوعية بمفردات مثل: الإدراك، وإدراك الأنماط المرئية، والانحدار غير الخطي، ومسائل التصنيف بمختلف مستوياتها.

- تقنيات الأمثلية الحديثة: تعمد الحوسبة الذكية إلى تطبيق طرائق الأمثلية *Optimization* المستنبطة من موارد شتى مثل: الخوارزميات الجينية التي نشأت عن المفاهيم التي أرستها نظرية النشوء والارتقاء، والمحاكاة اللدائنية التي نشأت عن المفاهيم الجديدة بميدان الديناميكا الحرارية، ومنهج البحث العشوائي، ومنهج التبسيط. وتتسم هذه التقنيات بمرونة عالية في التعامل مع مسائل الأمثلية المعقدة.

- الحوسبة العددية: تختلف الحوسبة الذكية عن الذكاء الاصطناعي في كونها ترتكز بكثافة إلى الحوسبة العددية، ويعد توظيف التقنيات الرمزية من موارد البحث النشطة في هذا القطاع.

- حقول تطبيقية جديدة: نتيجة لقدرات الحوسبة العددية التي تتسم بها الحوسبة الذكية، نتلمس الكثير من الحقول التطبيقية الجديدة في هذا القطاع والمضافة إلى تطبيقات الذكاء الاصطناعي. وتمتاز نهج هذه التطبيقات باعتماد شبه مطلق على قدرات الحوسبة الغاشمة، وتتضمن معالجة الإشارات المتكيفة، والتحكم المتكيف، والتمييز غير الخطي للمنظومات، والانحدار غير الخطي، وتمييز الأنماط المرئية.

- التعلّم اللانمطي: تمتاز نظم الشبكات العصبونية المتكيفة، ونظم استدلال المنطق المضبب بقدرتها على إنشاء نماذج متباينة التعقيد من خلال استخدام بيانات النظام المستهدف فقط، ودون الحاجة إلى فهم متعمق ببنية مكوناته الداخلية.

- الحوسبة المكثفة: تفتقر نماذج الحوسبة الذكية إلى قدرات فائقة بميدان الحوسبة المكثفة *Intensive Computing* لحل المسائل المطروحة رغم عدم حاجتها إلى خلفية معرفية عميقة بالمسائل ذاتها. ومن أجل هذا نلاحظ بأن نماذج الشبكات العصبونية المضببة، والخوارزميات الجينية تحتاج إلى سيل هائل من عمليات الحوسبة المكثفة لضمان الوصول إلى حد مقبول من القواعد الحاكمة، وتمييز نظم الانتظام السائدة في البيانات.

- التسامح مع الخطأ: إن من المميزات الإيجابية في كل من نماذج الشبكات العصبونية، والمنطق المضبب تكمن في قدرتها على التعامل مع نسبة لا بأس بها من الخطأ، وغياب الوضوح والدقة في البيانات. وعلى هذا الأساس يمكن أن نلغي مجموعة من القواعد الحاكمة في آلة استدلال المنطق المضبب، أو إزالة طبقة من طبقات الشبكات العصبونية دون أن يؤدي ذلك إلى حدوث خلل كبير في أداء النظام.

- وعلى العكس من ذلك يستمر النظام في أدائه مع تكثيف حجم عمليات التدريب، أو التقليل من مستوى الدقة (ضمن الحدود المقبولة) بسبب وجود نسبة لا بأس بها من المعمارية الاحتياطية *Redundant Architecture* في صياغة النظام بحيث تكون قادرة على احتواء هذه التغييرات.

- الخصائص الموجهة بالهدف: يعد منهج الحوسبة الذكية من الطرق التي تسترشد آلياتها الرياضية بالهدف الذي تصبو الوصول إليه، دون النظر إلى المسار الذي تسلكه لضمان تحقيق الهدف. وتظهر هذه الخاصية بجلاء عندما نوظف الخوارزميات الجينية، أو المحاكاة اللدائنية في حل مسألة من المسائل، حيث يعد الوصول إلى الهدف غاية بذاتها عند تطبيق آليات البحث العشوائي، ولا تزيد أهمية المعرفة الإضافية عن كونها مورداً يقلل من حجم عمليات الحوسبة، أو البحث العشوائي دون أن يكون له تأثير ملموس في المحصلة النهائية للنتائج.

١-٦-٢ علاقة الحوسبة الذكية ببقية فروع المعرفة:

رغم حداثة علم الحوسبة الذكية فقد أنشأ علاقات حميمة مع عدد كبير من الحقول المعرفية، مثل: الفلسفة، وعلم الأعصاب الإحيائي Neurobiology، وعلم الأحياء النشوئي Evolutionary Biology، وعلم النفس، والاقتصاد، والعلوم السياسية، وعلم

الاجتماع، والعلم الأنثربولوجي، وهندسة السيطرة والتحكم، وفروع أخرى من العلوم تستمد الكثير من مفاهيمها من هذا العلم الجديد.

بصورة عامة يمكن وصف علم الحوسبة الذكية بوصفه نوعاً من علم النفس التركيبي Synthetic Psychology، أو الفلسفة التجريبية Experimental Philosophy، أو علم المعرفة المحوسب Computational Epistemology. ويمكن أن تعزى هذه الصلة المباشرة إلى توافر أدوات معلوماتية، ومنطق استدلالي ذكي سخّر القدرات الحاسوبية الغاشمة لإنشاء نماذج رياضية تعمّق فهمنا بالبنية المعرفية للظواهر التي نتناولها بالدراسة، إضافة إلى ما توفره لنا بقية العلوم في دراسة سماتها الظاهراتية.

إضافة إلى ذلك إن مثل هذه النماذج توفر لنا بيئة مناسبة لإعادة تشكيل الكثير من عوامل البيئة، والعوامل الداخلية الحاكمة في الوقت نفسه، ومعاينة التأثيرات المحتملة دون الحاجة إلى ولوج العقبات التي يطرحها العالم الفيزيائي، وما يصاحبها من متطلبات يصعب توفيرها في كثير من الأحايين.

١-٦-٣ مستلزمات الوصف والاستدلال المعرفي:

إن المهام التي تتطلب مستوى محدداً من الذكاء تحتاج إلى حجم كبير من الخبرات المعرفية. ولما كانت الحوسبة الذكية نهجاً يحاول دراسة المعرفة، مع محاولة تقطيرها من مواردها، وتحويلها إلى سلسلة من الإجراءات التي يمكن توظيفها في حل المسائل وتجاوز العقبات. وعلى هذا الأساس نلاحظ أن المهمة الأساسية التي يجب علينا أن نباشر بها مع الخطوة الأولى بهذا العلم قد تفتقر بعمق إلى تعريف مقومات المعرفة، وتحديد تخومها الاصطلاحية من خلال منظور تقنيات الذكاء الاصطناعي.

إن المعرفة هي الحصيلة النهائية لعمليات المعالجة المستمرة للبيانات، وترجمتها إلى معلومات، ثم استنباط البنى المفاهيمية من المعلومات مصحوبة بالقواعد الرياضية،

أو المنطقية، التي تنشأ عن الخبرات المتراكمة نتيجة التعامل مع البيانات والمعلومات على أرض الواقع عند محاولة حل مسألة من مسائله، أو تجاوز عقبة من عقباته.

بمعنى آخر، إن المعرفة (من خلال منظور الذكاء المحوسب) هي عبارة عن مجموعة من القواعد الحاكمة نسترشد بها بواسطة الأدوات المعلوماتية لغرض إجراء مهمة محددة نتيجة لاعتماد الآليات الرياضية والمنطقية السائدة على الرقعة الجغرافية لهذا العلم الجديد.

وعلى هذا الأساس تصبح المهمة الملقاة على عاتق الذكاء المحوسب عبارة عن سلسلة عمليات يتم من خلالها وصف الأنشطة المطلوبة لحل المسائل بأسلوب رياضي ومنطقي ينهج باتجاه وصف دقيق للمعرفة، بشقيها النظري والعلمي؛ واقتراح آليات لغرض ترجمتها إلى سلسلة من الإجراءات التي يمكن للأدوات المعلوماتية واللغات البرمجية أن تتعامل معها، وتوظفها لتنفيذ برامج عملها.

لا شك بأن الحواسيب التقليدية تتمتع بقدرات غاشمة في كفاءتها المميزة، وسرعتها بالتعامل مع العمليات الرياضية والمنطقية التقليدية (مثل: العمليات الحسابية، والتمييز الرمزي، والفرز). بيد أنها بالمقابل لا زالت تعاني من المهام التي تتطلب معرفة عميقة، والتي يتفوق بها الإنسان على الآلة الصماء. وتشمل هذه المهام آليات التعرف على الوجوه والتفريق فيما بينها، والتشخيص الطبي، وفهم اللغة الطبيعية، واستيعاب المناظرات القانونية.

إن السعي الحثيث للذكاء المحوسب نحو تصميم منظومات محوسبة تمتلك قدراً من المعرفة يفي بمتطلبات تنفيذ مهام محددة على أرض الواقع، جعل من الضروري التنقير عن آليات قادرة على البحث عن موارد المعرفة، وترجمتها إلى آليات محوسبة يمكن استخدامها في حل مسائل قائمة، أو التعامل بذكاء مع مسائل جديدة، ومستحدثة في بعض تفاصيلها.

ولكي تكون الأدوات المحوسبة قادرة على استخدام المعرفة، والاستدلال بمفرداتها في صناعة قرار ذكي، ينبغي أن يتوافر لدينا نظام وصف واستدلال Representation And Reasoning System (RRS).

يتألف هذا النظام من لغة تذلل عملية الاتصال والتواصل مع الحواسيب أو الأدوات أو المعلومات بشتى مستوياتها؛ ونهج لتحديد دلالة العبارات بواسطة مفردات خطاب اللغة ذاتها؛ وإجراءات لحساب الإجابات المطلوبة لمعطيات الأسئلة التي يطرحها المستخدم عن طريق لغة الاتصال.

يوجد أكثر من لغة برمجية للتعامل مع نظم الوصف والاستدلال، منها لغات من أسرة اللغويات البرمجية المنخفضة Level - Programming Language - Low مثل اللغات: FORTRAN, C++, LISP . وتمتاز هذه اللغويات البرمجية بأن معاني مفرداتها، وعباراتها، وروتيناتها البرمجية تكون بدلالة خطوات إجرائية يقوم الحاسوب بتنفيذها في ضوء الخوارزمية البرمجية التي تصف مهمة محددة (Prasad, 2003).

١-٧ التجارة الإلكترونية وتقنيات الذكاء الاصطناعي:

ترتكز التجارة الإلكترونية إلى مبدأ توظيف تقنيات الحوسبة والاتصالات لترسيخ النشاط الاقتصادي، بين بعض أو جميع المنظمات التجارية، وزبائنها بمختلف مستوياتهم. ولقد بدأت تقنيات الذكاء الاصطناعي تغزو الكثير من قطاعات التجارة الإلكترونية مثل قطاع التجارة والأعمال ــ مقابل المستهلك B2C، وقطاع التجارة والأعمال ــ مقابل ــ التجارة والأعمال B2B.

يستخدم الذكاء الاصطناعي في القطاع الأول لتسهيل مهمة اختيار المنتجات، وتقديم التوصيات بشأنها، إضافة إلى تسيير دفة المباحثات والمداولات التجارية، وفي المزادات، وحل مشاكل الجدولة الزمنية للمنتجات، وتعميق قدرات الجهات الخدمية، مع توفير آلية مؤتمتة لصنع القرارات بصدد أثمان السلع المطروحة في السوق العالمي.

أما في القطاع الثاني فيوظف الذكاء الاصطناعي بـدائرة إدارة وتنظـيم سلـسلة التجهيز لتوسيع دائرة نشاطها، وزيادة موارد الربحية المتحققة (Prasad, 2003).

وسنحاول أن نذكر بشيء من التفصيل أوجه استخدامات الذكاء الاصطناعي فـي قطاع التجارة الإلكترونية التي باتت تشكل العمود الفقري للهيكل الاقتصادي المعاصر.

القطاع الأول: الذكاء الاصطناعي في دائرة B2C:

تشمل أنشطة توظيف الذكاء الاصطناعي في هذا القطاع الحيوي المحاور الآتية:

اختيار المنتجات: تستخدم تقنيات الذكاء الاصطناعي لبذل النـصيحة للمـستخدم بصدد الفقرات التي يريد اختبارها، أو شراءها من خلال الخدمات التي توفرها شـبكة الإنترنت (Driskill,etal.,1998). وتعد هذه الخدمة مفيدة إلى حد كبير بـسبب قـدرتها على توفير معلومات خصبة، تساعد المستخدم على استكـشاف تـشكيلة هائلـة مـن المنتجات المطروحة على مواقع التسوق الإلكتروني المختلفة.

بصورة عامة هناك أكثر من نهج لتوظيف تقنيات الذكاء الاصطناعي في قطـاع اختيار المنتجات، لعل أهمها:

- نهج ACF الذي يعتمد على استقـصاء موقـف المـستهلكين مـن المنتجـات المطروحة، ثم معالجتها وإعادة استخدامها بصفتها توصيات لزبائن جدد بضوء حاجاتهم المختلفة (Hayes ,et al. 2001).
- نهج KB الذي يرتكز على قواعد معرفية تحتوي على جل المعلومات التفصيلية التي تخص المنتجات المطروحة للمستهلك، مع بيان محاسنها، وبعض محددات الاستخدام في قطاعات معينة.
- نهج CBR الذي يرتكز على آلية ذكية لحل المسائل تعمد إلى توظيف البيانـات والخبرة المسبقة بتفاصيل المنتجات المطروحة. ويتم تبويب الخبرة المسبقة إلى

مجموعة متنوعة من الحالات، وتستخدم بوصفها مدخلات لحل المسائل الجديدة (Prasad,1995).

- نهج GBR الذي يستخدم للبحث عن منتجات مشابهة لمنتجات يمتلك المستخدم معلومات دقيقة عن خصائصها ومجال استخداماتها (Burke,2000).

- النهج الهجين Hybrid الذي يعد محاولة لتكامل نهجي ACF+KB حيث يستخدم النهج الأول مرحلة تلي مرحلة المعالجة التي تستمد مادتها من قواعد المعرفة التي تتعلق بالمنتجات المطروحة (Tran ,etal.,1999).

بالإضافة إلى ما ذكر تتوافر مجموعة متنوعة من النظم الذكية، التي تدعم المستهلك في اختيار المنتجات التي تلبي حاجاته على أرض الواقع، مثل إجراء محادثة تفاعلية مع المستخدم للوقوف على تفاصيل المنتجات التي يريدها، مع توفيرها بيئة تفاعلية مرنة للانتخاب، بالإضافة إلى طرح نماذج محوسبة تستخدم نظماً خبيرة لإصدار التوصيات بصدد المنتجات، وأخرى توظف تحليلاً إحصائياً دقيقاً للمعلومات المطروحة على الشبكات المعلوماتية (Chai, et al., 2002).

الذكاء الاصطناعي في المفاوضات الرقمية:

تبدأ المفاوضات عندما تتوافر لدى المشتري رغبة فى اقتناء السلعة، مع وجود عقبة (مهما كان نوعها) بين البائع والمشتري تحول دون استكمال معاملة الشراء. بمعنى آخر إن المفاوضات هي عملية تمتلك هدفاً يراد تحقيقه لنيل منفعة، حيث يساوم كل من البائع والمشتري أحدهما الآخر بصدد الموارد مثل: الأسعار، وخصائص المنتج، وتفاصيل أخرى يفرضها الهدف من اقتناء السلعة.

يكثر استخدام نهج CBR في المفاوضات التجارية الرقمية. وتتوافر أكثر من طريقة لتطبيق هذا النهج بميدان المفاوضات الرقمية منها (Wilke et al.,1998): طريقة

الأداة الفاعلة أو غير الفاعلة، وطريقة التعديلات المنفردة أو المتعددة، وطريقة الارتقاء عن حاجات المستخدم، أو الانخفاض عنها.

توظيف الذكاء الاصطناعي في المزادات الرقمية:

يعثر مستخدم الإنترنت على بضعة مئات من مواقع المزادات الرقمية On - Line Auctions. وتوظف معظم هذه المزادات طريقة الأدوات المعلوماتية المهيــأة مــسبقاً Configurable Agent لعرض مساهمة الزبون في دائرة المزاد الرقمي، مــع تــوفير إمكانية مراقبة سيل العملية بطريقة تفاعلية، وحيّة (Hu,et al.,1998).

ويقع المشتري بفخ المزايدة الرقمية عندما يفشل المزايد في تحديد السعر الحقيقــي للسلعة المطروحة، الأمر الذي يجعله يتوجه نحو طرح سعر يفــوق قيمتهــا الحقيقيــة بالسوق فتتعلق بذمته السلعة بسعرها غير المتوافق مع سعر السوق.

ويستطيع المتقدم للمزايدة أن يتجاوز هذه العقبة متى توافرت لديه معلومات كافية عن السعر الحقيقي للسلع المطروحة في المزايدات الرقمية. ويتحقق ذلــك بتوظيــف أدوات المزايدة الذكية AI Bidding Agent التي تتنقل بين مواقع المزايــدات المفتوحــة على الإنترنت، فتستقصي معلومات حية عن الأسعار الواقعية للمواد المطروحة فيهــا، مما يوفر قاعدة بيانات خصبة للمستهلك تؤشر بوضوح نحو السعر الأمثل الذي يستطيع أن يدخل فيه إلى ساحة المزايدة الرقمية المفتوحة (Ito, et al.,2000).

توظيف الذكاء الاصطناعي في تسعير المنتجات وتوزيعها:

تشخص أمام الشركات أكثر من عقبة تخص تحديد سعر بيع المنتجات في ضــوء الأسعار السائدة، وطبيعة الأسعار المعروضة في حالة رزم أكثر من منتج واحد ضمن صفقة بيع واحدة.

وتسهم عملية توفير أدوات ذكية تتمتع بقدرة جيدة على الاستجابة المميكنة في انتفاء الحاجة إلى موظف يمتلك خبرة متقدمة تمكنه من الإجابة عن تساؤلات الزبائن. ولكي يضمن المنتج كسب رضا الزبائن، ينبغي أن تتوافر لديه صورة واضحة عن طبيعة السلع التي يستطيع عرضها، وأسلوب العرض، وطبيعة رزم تشكيلة المنتجات، والحدود السعرية لكل حالة من حالاتها.

لقد اقترحت أكثر من طريقة لتحقيق ذلك عبر توظيف القدرات التي توفرها تقنيات الذكاء الاصطناعي مثل طريقة التصنيف والتبويب إلى أصناف رئيسة وثانوية؛ وطريقة صناعة القرار الآلي، التي حاول أصحابها تذليل العقبات أمام المستخدم، مع ضمان مرونة عالية لدى المنتج في التعامل مع السلع المختلفة التي يطرحها إلى السوق (Brooks, etal., 1999).

القطاع الثاني: الذكاء الاصطناعي والتجارة الإلكترونية:

تعد عملية إدارة سلسلة التجهيز (Supply Chain management) SCM العنصر الفاعل الذي يضمن نجاح أسواق التجارة والأعمال مقابل التجارة والأعمال في بيئة الأعمال الإلكترونية. وقد نجم عن هذه المبرهنة توجه جل الشركات العملاقة والمتوسطة صوب إعادة هندسة أنشطة عملياتها التجارية بعد أن تحولت إلى البيئة الرقمية بصورة شبه كلية (Fenstermacher,etal.,1999).

ويمكن أن تعد سلسلة التجهيز عبارة عن شبكة من الكيانات التجارية المستقلة بذاتها Autonomous، أو شبه المستقلة Semiautonomous التي تكون مسؤولة عن أنشطة التدبير، والإنتاج، والتوزيع التي تصاحب فئة أو مجموعة فئات من المنتجات المتقاربة (Swaminathan, et al., 1997).

وتسهم سلسلة التجهيز المتكاملة في منح النشاط التجاري القدرة على المشاركة بالمعلومات بصورة تفاعلية مباشرة، مما ينتج عنه حصول انخفاض ملحوظ في كلف المخزون، والذي ينعكس بصورة مباشرة على أنشطة B2B.

بصورة عامة تتوافر أكثر من وسيلة توظفها تقنيات الذكاء الاصطناعي لحل المسائل من هذا النوع، وترتكز معظم هذه الوسائل إلى تبني مبدأ الارتكاز على الأدوات Based - Agent حيث تكون كل أداة مسؤولة عن نشاط، أو بضعة أنشطة من سلسلة التجهيز. وترتكز الهيكلة المعلوماتية للأدوات على المعرفة ذات الصلة بالصفقات التجارية (حدود الاتفاق على الثمن، وتوقيت التسليم، وكمية المنتج التي تم تسويقها، ....، إلخ).

لقد اقترح عدد كبير من الأساليب الذكية لتسخير الإمكانيات الهائلة التي توفرها أنشطة التجارة الإلكترونية في البيئة الرقمية، وقد استخدم عدد كبير منها في إدارة هذه الأنشطة. ويلاحظ أن معظم هذه الأساليب بحاجة إلى حجم كبير من البيانات التي يجب تداولها بين بيئتي B2B & B2C، يضاف إلى ذلك ضرورة سيادة معايير وثوابت واضحة المعالم تسهم في ضمان تقييس هذه الأساليب، والعمليات السائدة فيها، والهيكلة المعرفية التي تم اعتمادها أرضية صلبة استند إليها في إصدار القرارات الاقتصادية الحاسمة (McGuinness, 1998).

مراجع الفصل الأول

أ - العربية:

الرزو، حسن مظفر، هندسة المعرفة: ماهيتها وتطبيقاتهـا، المجلـة العربيـة للعلوم، العدد ٣٢ ، المجلد ١٦ ، ١٩٩٨.

ب - الإنجليزية:

1-Abonyi, J., & F. Szeifert, Computational Intelligence in Data Mining, University of Veszprem, Department of Process Engineering, http://www.fmt.vein.hu/softcomp.

2-Beckert, B., Introduction to Artificial Intelligence, University Koblenz. Landau, Summer Term 2003.

3-Bender,E.,A., Mathematical Methods in Artificial Intelligence, IEEE Computer Society Press, Los Alamos, CA, 1996.

4-Brooks, C.H. & E.H. Durfee, Toward Automated Pricing and Bundling of Information Goods, Proceedings of the AAAI. 00 Workshop on Knowledge. Based Electronic Markets, USA, 1999.

5-Burke, R., The WASABI Personal Shopper: A Case. Based Recommender System, Proceedings of the 11th National Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence, AAAI, 1999.

6-Carlsson ,C.,Soft Computing: Modeling Technologies and Intelligent Systems Minitrack, ,Proceedings of the 32nd Hawaii International Conference on System Sciences - 1999.

7-Chai, J. et al., Natural Language Assistant: A Dialog System for Online Product Recommendation, AI Magazine, Summer 2002.

8-Dahn ,B.I., U. Frank, U. Furbach & H. Schauer, Artificial Intelligence and Information Systems, Seminar, Summer Semester, Research Group, 2002.

9-Driskill, R. and J. Riedl, Recommender Systems for E. Commerce: Challenges and Opportunities, Proceedings of the AAAI. 99 Workshop on AI for Electronic Commerce, USA, 1998.

10-Duch W., & Y. Hayashi, Computational Intelligence Methods And Data

11-Fenstermacher, K.D. and D. Zeng, Know Your Supply Chain, Proceedings of the AAAI. 00 Workshop on Knowledge. Based Electronic Markets, USA, 1999.

12-Hayes, C. et al., A Case. Based Reasoning View of Automated Collaborative Filtering, Proceedings of the 4th International Conference on Case. Based Reasoning, Springer, New York, 2001.

13-Hu, J. et al., Agent Service for Online Auctions, Proceedings of the AAAI. 99 Workshop on AI for Electronic Commerce, USA, 1998.

14-Ito, T. et al., Bidding Bot: A Multiagent Support System for Cooperative Bidding in Multiple Auctions, Proceedings of the Fourth International Conference on Multi Agent Systems, 2000.

15-Kimbrough, S.O., Structuring and Discovery: Artificial Intelligence and Electronic Commerce, University of Pennsylvania, , April 2003, Available At: http://www.ai.uga.edu/paiw2003.html.

16-Kirkpatrik,S., C.D. Gelatt, & M.P. Vecchi, optimization by Simulated Annealing, Science, 220(4598):671. 680,May,1983.

17-Konar, A., Artificial Intelligence and Soft Computing, CRC Press, Washington, 2000.

18-Langbein, F. C., Artificial Intelligence: Intelligent Systems, Agents and Environments, School of Computer Science, Cardiff University, 2000.

19-Luger ,G.F.,& W.A. Stubblefield, Artificial Intelligence : Structures and Strategies for Complex Problem Solving, 3rd Edition, Addison Wisely Longman Inc.,USA,1999.

20-Mark, S., Introduction to Knowledge Systems, Morgan Kaufmann, San Mateo, CA, 1995.

21-McGuinness, D.L., Ontologies for Electronic Commerce, Proceedings of the AAAI. 99 Workshop on AI for Electronic Commerce, USA, 1998.

22-McLeod, Jr., Management information Systems, Science Research Associates, Chicago,1979.

23-Monostori, L., J HornyJk, C. Egresits, & Z. Viharos, Soft Computing And Hybrid Ai Approaches To Intelligent Manufacturing, Lecture Notes on Artificial intelligence, Computer and Automation Research Institute, Hungarian Academy of Sciences, 2002.

24-Nordlander ,T.E.,AI Surveying: Artificial Intelligence In Business, Thesis Submitted In Partial Fulfillment Of Requirements Of The Full. Time MSc. In Management Science ,Department Of Management Science And Statistics De Montfort University, September 2001.

25-Nordlander, T. E., AI Surveying:Artificial Intelligence In Business, Thesis Submitted In Partial Fulfillment Of Requirements Of The Full. Time MSc in Management Science, Department Of Management Science And Statistics De Montfort University, September 2001 .

26-Poole, D., A. Mackworth, & R. Goebel, Computational Intelligence A Logical Approach, Oxford University Press, 1998.

27-Prasad, B., Planning With Case. Based Structures, Proceedings of the American Association for Artificial Intelligence (AAAI) Fall Symposium on Adaptation of Knowledge For Reuse, Aha, D. and Ram, A (editors). MIT, Cambridge, USA, 1995.

28-Pylyshyn Z.W., Artificial intelligence, The Canadian Encyclopedia Plus , McClelland & Stewart Inc., 1995.

29-Russell, S., & P. Norvig, Artificial Intelligence: A Modern Approach, Prentice Hall, 2nd Edition, 2003.

30-Schuurmans ,D., Introduction to Artificial Intelligence, CMPUT 366 - Intelligent Systems, Lecture Notes,2003.

31-Swaminathan, J.M. et al., Modeling the Dynamics of Supply Chain: A Multi Agent Approach, Decision Sciences Journal, 29(3), 1997.

32-Taylor,W.A., What Every Engineer Should Knows About AI, MIT Press, Cambridge, MA.,1988.

33-Tessaris,S., Introduction to Artificial Intelligence, Researcher, faculty of Computer Science, 2003. 2004, Available At: http://www.tina.inf.unibz.it/~tessaris.

34-Tran, T. and R. Cohen, Hybrid Recommender Systems for Electronic Commerce, Proceedings of the AAAI. 00 Workshop on Knowledge. Based Electronic Markets, USA, 1999.

35-Understanding, Springer Studies in Fuzziness and Soft Computing, Vol. 54, 2000.

36-Viezzer, M., Hypothesis, Problems and Solutions of Artificial Intelligence: a Phenomenological Perspective, Thesis Submitted In Partial Fulfillment Of Requirements Of The Full. Time MSc. in Philosophy, 1996.

37-Waldrop, M.M., Man. Made Minds; The Promise of Artificial Intelligence ,Walker , New York, 1987.

38-Waterbury ,B., Artificial Intelligence Expands Frontiers in Asset Management Condition Monitoring and Predictive Maintenance Systems Make AI Pay Off With Lower Maintenance Costs, Improved Forecasting, and Fewer Unplanned Shutdowns , Artificial Intelligence, November 16, 2000, Available At: http://www.manutenzione.online.com/Articles/october/Art3.pdf.

39-Waterman ,D.A., A Guide To Expert Systems , Addison. Wisely, Reading, MA., 1986.

40-Wilke, W. et al., Negotiation During Intelligent Sales Support With Case. Based Reasoning, Proceedings of the 6th German Workshop on Case. Based Reasoning, 1998.

الفصل الثاني

الشبكات العصبونية الاصطناعية

Artificial Neural Networks ANN

٢-١ مقدمـــة:

أوحت البنية الفريدة للشبكات العصبونية، وقدرتها الفائقة والسحرية على معالجـــة المدخلات القادمة من العالم الخارجي، وقدرتها على تقطير المعرفة للكائن البشري من زحام المثيرات المحيطة به من كل جانب للكثير من العاملين بميـــادين المعلوماتيـــة، وحوسبة عمليات الإدراك - فكرة إنشاء أنموذج محوسب يحاول محاكاة آلية عملهـــا، لغرض استثمار قدراتها الفريدة في حل كثير من المسائل المطروحـــة علـــى ســـاحة التطبيقات الميدانية.

تهتم الحوسبة العصبونية Neurocomputing بمعالجة المعلومـــات مـــن خـــلال توظيف عملية التعلّم Learning Process عبر الشبكة العصبونية الاصطناعية بدلاً من استخدام نهج البرمجة التقليدي. وترتكز آلية عمل الشبكة العصبونية الاصطناعية على معمارية رياضية تعمد إلى الاستجابة المتكيفة Adaptively Respond للمدخلات، وفقاً لقواعد التعلّم التي تمليها طبيعة النظام (Lobunets ,2004).

تستكمل الشبكة عملية التعلّم التي تحتاج إليها بعد أن تمارس سلسلة مستمرة مـــن عمليات التدريب، لكي تصبح مؤهلة للتطبيق وتنفيذ مهمـــات علـــى حـــالات مماثلـــة (Ham,F.M.,etal.,2001).

٢-٢ مدخل لفهم مكونات وآلية عمل الشبكات العصبونية الحية:

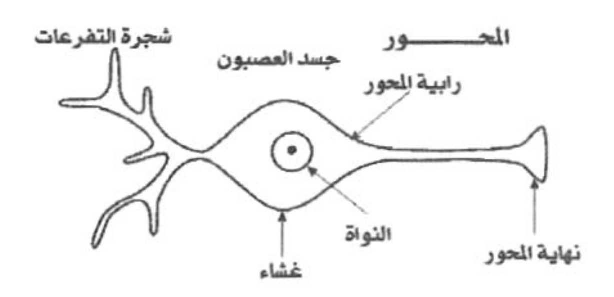
يعد العصبون Neuron[1] الوحدة الرئيسة التي يتألف منها الجهاز العصبي لدى الإنسان، وبالخصوص في منطقة الدماغ. وعند قيامنا بمعاينة بنيته البالغة الدقة والصغر، نصاب بدهشة بالغة من التعقيد البالغ لهذه الوحدة، والتي تمارس جملة من العمليات الإحيائية، بالإضافة إلى معالجة الموجات الكهربائية التي يعج بها هذا الكيان الفريد.

وإذا حاولنا أن نبالغ في تبسيط وصف تركيب العصبون، فسيبدو أمامنا بأنه عبارة عن وحدة أولية للمعالجة تقوم باستلام، وربط الموجات المستلمة من العصبونات المجاورة، من خلال شبكة متفرعة من المسارات الدقيقة التي يطلق عليها اصطلاح التفرعات العصبونية Dendrites (انظر الشكل ٢-١).

تشكل التفرعات العصبونية مجموعة من الحزم المعقدة "أشجار التفرعات Dendrite Trees"، وهي تمتلك مساحة سطحية واسعة تفوق التصور.

وترتبط أشجار التفرعات بجسم الخلية العصبية الذي يطلق عليه اصطلاح الجسد Soma.

ويمتاز الجسد بشكل هرمي Pyramidal أو أسطواني Cylindrical (Kartalopoulos,1996).



شكل (٢-١) رسم تخطيطي للعصبون

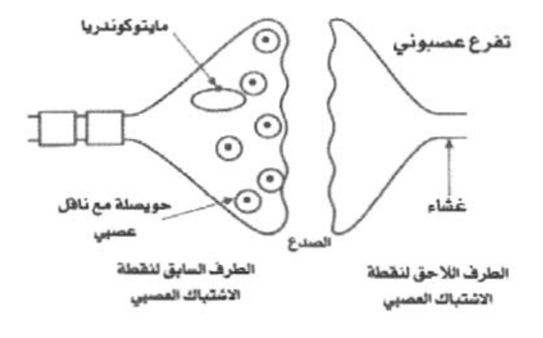
(١) العصبون كلمة يونانية استخدمت للإشارة إلى الخلية العصبية.

يشكل الغشاء Membrane التخوم الخارجية للخلية العصبية، أما داخل الخلية فيمتلئ بالسائل الخلوي الداخلي Intercellular Fluid، في حين يحتوي خارجها على السائل الخلوي الإضافي Extracellular Fluid.

يلعب غشاء العصبون، والمواد الموجودة في داخله وخارجه، دوراً بارزاً في ديمومة بقائه، وتسيير دفة العمليات السائدة فيه. وعندما تتجاوز عملية إثارة العصبون مستوى العتبة Threshold يباشر عملية الاتقاد Firing من خلال الفعل الكامن؛ والذي هو عبارة عن إشارة كهربائية تسري عبر مسار يطلق عليه المحور العصبي Axon.

ويلتقي المحور العصبي مع جسد الخلية العصبية عند رابية المحور Axon Hillock. وينتهي المحور بشجرة من المسارات الدقيقة يطلق عليها النهايات المحورية Axonic Endings والتي ترتبط بدورها مع تفرعات العصبونات الأخرى.

يطلق على منطقة اتصال بين محور العصبون، وبقية التفرعات العصبية اصطلاح نقطة الاشتباك العصبي Synapse. وتتألف هذه النقطة من الطرف السابق لنقطة الاشتباك العصبي Presynaptic Terminal، وتعرف أيضاً بعقدة الاشتباك العصبي (الصدع Cleft)، والطرف اللاحق لنقطة الاشتباك العصبي Postsynaptic Terminal (انظر الشكل ٢-٢).



شكل (٢-٢) تفاصيل الاشتباك العصبي للخلية العصبية

يحتوي العصبون الواحد من (١٠٠٠) إلى (١٠٠٠٠) نقطة اشتباك عصبي، وقد ترتبط هذه النقاط بعدد يقارب (١٠٠٠) عصبون آخر. ولا تتم عملية استثارة جميع نقاط الاشتباك العصبي بآن واحد. ونتيجة لقيام النمط الحسي المستلم من خلال نقطة الاشتباك العصبي باستثارة جزء محدود من المواقع، ستكون هناك فرصة سانحة لوصول عدد هائل من الأنماط عند العصبون دون أن تحدث تأثيراً ملموساً في السعة الاستيعابية التي يتمتع بها (Shalkoff,R.,1997).

وعندما يصل الفعل الكامن إلى النهاية المحورية، ينطلق الساعي الكيميائي Chemical Messenger والذي يعرف بالناقل العصبي Neurotransmitter، حيث يتم اختزانه في الحويصلة Vesicle التي تكون مسؤولة عن عملية نقل المعلومات بين العصبونات.

وعندما يتم إفراز الناقل العضبي، يتدفق عبر وصلة نقطة الاشتباك العصبي، فيباشر عملية إزالة الاستقطاب من غشاء الطرف اللاحق لنقطة الاشتباك العصبي.

وتتم عملية التشفير في نقطة الاشتباك العصبي بواسطة عمليتي التجميع المؤقت Temporal Summation والتجميع المتحيز Spatial Summation.

ففي التجميع المؤقت يتم إضافة الشحنة الكامنة لكل نبضة، إلى مجموع الشحنات الكامنة للشحنات التي سبقتها. أما في التجميع المتحيز، فتظهر بوضوح عملية تكامل عمليات الاستثارة، أو الكف، بواسطة جميع العصبونات عند العصبون المستهدف.

ويتم تشفير جميع نتائج التجميع المؤقت، والمتحيز، عندما تباشر النبضة العصبية بالانتقال إلى خلية أخرى. وتبدأ عملية تجميع كل الإشارات في جسم العصبون، فإذا بلغت قيمة سعتها مستوى عتبة تحفيز العصبون، تبدأ عملية الاتقاد، فتصدر عنها مخرجات تنتقل على شكل إشارات عبر المحور العصبي، أو نهاياته (Kartalopoulos,1996).

يقدر العلماء (بميدان علم الخلية العصبية) وجـود نحـو (١٠٠) مليـار خليـة عصبونية في القشرة الدماغية. وقد تمتلك الخلية العـصبونية الواحـدة أكثـر مـن (١٠٠٠) تفرع عصبوني، أي يوجد نحو (١٠٠,٠٠٠) مليار نقطة اشـتباك عـصبي! (انظر الجدول ٢-١).

جدول (٢-١) بعض خصائص القشرة الدماغية للكائن البشري

عدد الخلايا العصبونية	١٠٠ مليار
عدد التفرعات العصبونية/خلية	١٠٠٠
العدد الكلي للتفرعات العصبونية	١٠٠ ألف مليار
عدد العمليات/ عصبون	١٠٠
العدد الكلي للعمليات الدماغية	١٠ آلاف تريليون/ثانية
كثافة العصبونات	٤٠ ألف/ ملم مكعب
طول التفرع العصبوني	١ سم
مسافة عملية الاتقاد على التفرع	١٠ سم
فترة الفعل الكامن على العصبون	٣ بالألف من الثانية

٢-٣ الأسس المفاهيمية للشبكة العصبونية الاصطناعية:

تُعالَج الشبكات العصبونية الاصطناعية، في ظل علـوم الـذكاء الاصـطناعي، بوصفها نظم معالجة للمعلومات ترتكز أرضيتها المفاهيمية على المعرفة المتراكمة عن عمليات الإدراك، والبنى التنظيمية للنظم العـصبونية الحيـة (Shachmurove,2003). وقد تم توظيف الآليات السائدة في الدماغ البشري، ومحاكاة الأنساق المحوسبة السائدة في العصبونات الحية، في إرساء الأنموذج الرياضي للشبكة العصبونية الاصطناعية، فأضحت أداة فاعلة في الحقول التطبيقية للذكاء الاصطناعي، والتعلّم، وتحليل البيانات.

لقد توسعت دائرة تطبيقات هذه الشبكات بميدان تحليل البيانات، فاستخدمت في دراسة التغاير الحاصل بمعدلات تحصيل الطلبة (Gorr, etal.,1994)؛ وتحديد نواتج المحاصيل الحقلية (Joerding,etal., 1994)؛ وطبقت على نماذج استجابة السوق (Dasgupta, etal., 1994).

وقد تعمق استخدام الشبكات العصبونية الاصطناعية فظهرت عدة استخدامات لها بميدان تحليل العلاقات القائمة بين الظواهر الاقتصادية والمالية، وإعداد نماذج التنبؤ الاقتصادي، وتوليد السلاسل الزمنية، وإعداد دراسة الأمثلية لجملة من الحالات الاقتصادية التطبيقية (Shachmurove,2003).

وتعرّف الشبكة العصبونية الاصطناعية بأنها عبارة عن هيكلة معمارية تتألف من عدد من الوحدات العصبونية المرتبطة فيما بينها. وتمتلك كل وحدة من وحداتها خصائص محددة للمدخلات والمخرجات (I/O) التي تمارس عليها مجموعة من عمليات الحوسبة العصبية (Gan , 2003).

ويتحدد مخرج كل وحدة من وحداتها بخصائصها الذاتية، وهيكلة ارتباطها ببقية العصبونات المجاورة لها، وطبيعة مخرجاتها (Shalkoff,R., 1997).

بصورة عامة يتم التعامل مع الشبكة العصبونية الاصطناعية على أساس كونها أنموذجاً لا خطياً تتحدد خصائصه الذاتية في ضوء جملة من المتغيرات التي تشمل: عدد العصبونات، وطوبولوجيا مكوناتها من الطبقات العصبونية، ودوال التنشيط، وقيم أوزان نقاط الاشتباك، ومستوى العتبة الذي يوجه فاعليتها.

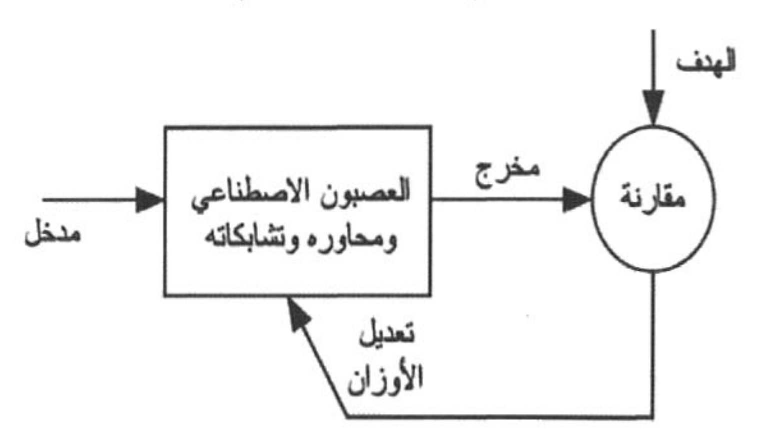
ويمكن تقسيم الخصائص الوظيفية للشبكات العصبونية الاصطناعية إلى محورين أساسيين:

المحور الأول: معمارية الشبكة Network Architecture.

المحور الثاني: الخصائص الوظيفية للشبكة Functional Properties.

وتحدد معمارية الشبكات العصبونية الاصطناعية البنية التي تتألف منها مكونات الشبكة، أي: عدد العصبونات الموجودة في الشبكة، ونمط الارتباط القائم فيما بينها. وتتألف معمارية الشبكات العصبونية الاصطناعية من مجموعة من العصبونات أو عناصر المعالجة، التي تمتلك خصائص محددة، مثل: المدخلات، وشدة الاشتباك العصبي، وماهية التنشيط، والمخرجات، وأخيراً النزعة الموجهة Bias.

من جهة أخرى تسهم الخصائص الوظيفية للشبكة بتعريف ماهية الشبكة، أي: كيفية تعلّم الشبكة، وقدرتها على الاستذكار، وطبيعة الترافق الذي تقيمه فيما بين عناصرها الأولية، والقدرة على المقارنة المستمرة بين المعلومات الجديدة، والمعرفة المتراكمة فيها، وتبويب المعلومات المستحدثة، أو قدرتها على استحداث أنماط جديدة للتبويب إن ظهرت الحاجة إلى ذلك (Kartalopoulos,1996).



شكل (٢-٣) الآلية المبسطة لعمل العصبون

تعالج الشبكات العصبونية الاصطناعية البيانات بأسلوب يختلف عن الخوارزميات المتعاقبة Sequential Algorithms حيث تباشر عملية التحليل المتوازي Parallel Decomposition على نظم البيانات المعقدة، لتحويلها إلى وحدات بسيطة يسهل التعامل معها.

وعلى هذا الأساس يتم تحليل مكونات النظام الذي نتعامل معه إلى وحدات جزيئية رقمية، لكي تستطيع العصبونات الاصطناعية تناولها بالمعالجة والتحليل ضمن أنموذجها الرياضي، ثم تعاود عملية تجميع الوحدات الدقيقة لكي يعاود النظام حالته قبيل المعالجة التحليلية.

وتتألف آلية المعالجة العصبونية من مرحلة استلام المثير الكهربائي القادم من عصبون مجاور، حيث تباشر عليه عملية التضخيم، أو إزالته عبر نقطة الاشتباك العصبي بعد أن تتم عملية التجميع. فإذا كان مجموع جميع المنبهات القادمة أكبر من مستوى العتبة لمقاومة العصبون (الذي يجهزه جسم الخلية)، يبدأ بعدها العصبون بعملية الاتقاد منتجاً منبهاً جديداً، يعبر من خلال المحور العصبي باتجاه عصبون آخر، لكي يكرر العملية ذاتها بنسق مقارب (Gleitman, 1991).

وتستخدم وصلات التشابك العصبي لنقل الرسائل من عصبون إلى آخر. وتتغير قوة هذه الوصلات من وقت إلى آخر، حيث يستثمر العصبون موارد هذه القوة في عمليات خزن البيانات، وتعلّم أنماط محددة، عبر تقوية رابطاتها الداخلية.

وتسهم الصياغة الرياضية لعملية الاشتباك Synaptic Process في توفير أرضية نظرية، ترتكز عليها الشبكات العصبونية الاصطناعية، عند إجراء حساباتها المختلفة.

وقد تتألف الشبكة العصبونية من طبقة واحدة، أو طبقات متعددة (تعد مجاميع ثانوية من عناصر المعالجة). وتقوم طبقة المعالجة العصبونية بعمليات حوسبة مستقلة Independent Computation على البيانات التي تستلمها، لكي تقوم بتمريرها إلى الطبقة التالية. وقد تقوم الطبقة التالية (بدورها)، بعمليات حوسبة جديدة، وإعادة تمرير نواتجها إلى الطبقة التي تليها أيضاً. وأخيراً تقوم مجموعة ثانوية قد تتألف من عنصر حوسبة منفرد، أو مجموعة من العناصر بتحديد قيمة المخرج الناتج عن الشبكة العصبونية.

تعد الطبقة الأولى، طبقة إدخال Input Layer، في حين يطلق على الطبقة الأخيرة طبقة إخراج Output Layer. أما الطبقات العصبونية التي تقع بين هاتين الطبقتين فيطلق عليها الطبقات المخفية Hidden Layers.

وفي بعض الأحيان، تستخدم دالة مستوى العتبة Threshold Function، لغرض تقييد، وتحديد مخرج العصبون في طبقة الإخراج.

يمارس كل عصبون مهمة التجميع الموزون للمدخلات الواردة إليه، وبصورة متوازية مع أقرانه الذين يشتركون معه في الطبقة نفسها. فإذا تجاوزت قيمة المجموع مستوى العتبة، يباشر العصبون فاعلية محددة، بعد بدء عملية تنشيطه، ويشرع بنقل إشارة إلى عصبون مجاور، بحيث تكافئ الإشارة مستوى تنشيطه. وبعكس ذلك يبقى بحالة مستقرة، ولا يمارس أية عملية نقل للإشارات.

والأنموذج العصبوني (شأنه شأن بقية النماذج المستخدمة في مجال صياغة النماذج الرياضية المستخدمة في تحليل أنساق البيانات، والتنبؤ بحالات جديدة) لا يكاد يسلم من سهام النقد التي تحاول أن تقلل من أهميته، ومن أصوات تحاول الوقوف معه ودعم استخداماته على أرض الواقع.

ويظهر في الجدول (٢-٢) أهم الميزات الإيجابية التي يمتاز بها هذا النمط من النماذج، وأهم النقاط التي توجهت إليها سهام نقاده.

جدول (٢-٢) الشبكات العصبونية الاصطناعية بين كفتي المحاسن والمساوئ

محاسن استخدام الشبكات العصبونية	مساوئ استخدام الشبكات العصبونية
دقة عالية تتجلى في قدرتها على تبسيط النظم المعقدة اللاخطية، مع توفير مناخ مناسب للتعامل معها، بالإضافة إلى قدرتها على التعامل مع البيانات بصورة متوازية.	غياب الشفافية عن ساحة تعاملها بسبب اعتمادها مبدأ "الصندوق الأسود" في التعامل مع الظواهر التي تتناولها.

محاسن استخدام الشبكات العصبونية	مساوئ استخدام الشبكات العصبونية
تتسم بمرونة عالية نتيجة لقدرتها على التعامل مع وجود عنصر التشويش في البيانات، أو وجود نقص في البيانات.	تعتمد عملية اختيار عقد الطبقات المخفية، ومعاملات التدريب بواسطة آلية البحث الموجه، التي تفتقر إلى خطوط واضحة المعالم في صياغة محدداتها.
تستقل عن حالة تبني فرضيات مسبقة عند مباشرة عملية تحليل البيانات، وعدم وجود حاجة إلى تحديد أنماط الترابطات المقيمة بين متغيراتها.	تتطلب عملية حساب أوزان الشبكة حجماً كبيراً من البيانات، مما يتطلب استخدام أدوات حوسبة غاشمة.
يمكن تحديث بناءها بمعلومات جديدة، مما يكسبها القدرة على التكيف بالتعامل مع البيئات الجديدة.	ينشأ عن استخدام عدد كبير من الأوزان ببناء الشبكة، ودون وجود محددات واضحة، غياب قدرة الشبكة على التعميم.
تتغلب على ظاهرة المحددات التي تقف أمام الطرق الإحصائية التقليدية.	عدم وجود قواعد بيّنة لاختيار البنية المثلى للخوارزميات السائدة في الشبكة.
يمكن تطبيق استخداماتها في بيئة مميكنة، مما يقلل من الجهد البشري المصاحب لعملها.	تفتقر إلى الخصائص الإحصائية التقليدية، وعدم القدرة على تبني آليات مثل التأكد من صحة الفرضية واختبارها.

إن إحدى موارد النقد الجوهرية الموجهة صوب الشبكات العصبونية الاصطناعية، تركز على صعوبة فهم طبيعة النماذج التي تنتج عن تطبيق آلياتها على البيانات التي تقوم بمعالجتها. وتكمن الصعوبة المصاحبة لتبني هذه الشبكة أسلوب الصندوق الأسود Black Box، الذي لا يكلف نفسه بمسألة تحليل مكونات الأنموذج المستخدم، بقدر حرصه على الحصول على نتائج تقارب القيم المستهدفة. وهذا يعني غياب إمكانية استخلاص القواعد الحاكمة التي أسهمت في تصنيف البيانات، أو التنبؤ بالقيم

المطلوبة، دون النظر إليها بوصفها نتيجة لسلسلة من المعالجات الرياضـية، التـي لا يعنينا من أمرها سوى النتيجة النهائية فحسب.

يضاف إلى ذلك ارتباط حساسية الأنموذج العصبوني بطبيعـة أنمـاط البيانـات المدخلة، فينجم عن ذلك الحصول على نتائج متباينة، عند تغيير أسلوب تمثيلها. وعليه تبرز حاجة دائمة إلى معالجة البيانات، وتهيئتها قبل تطبيق آليات الأنموذج العصبوني عليها.

لا يمكن أن نعد نقاط الضعف المقيمة في هذا الأنموذج المستحدث عقبة تقف أمام استخداماتها المتشعبة، لأن جلَ النماذج الرياضية والمنطقية المستخدمة فـي معالجـة البيانات، والتنبؤ بتغيراتها تعاني من عقبات مماثلة. ولكن يمكن أن نعـد مثـل هـذه المسائل محددات تؤشر نحو بعض القطاعات التي لا تمتد عليها سلطة هذا الأنموذج، أو تتدنى دقته عند محاولة التنبؤ بحالات مقاربة.

٢-٤ الأنموذج الرياضي المبسط للعصبون:

يطلق على الوحدة البنائية الأساسية للشبكة العصبونية الاصـطناعية اصـطلاح العصبون الاصطناعي Artificial Neuron الذي يتألف من مجموعة مـدخلات Inputs يرمز لها بالمتغير x_j حيث يتراوح عدد إشـاراتها الـواردة إلـى العـصبون بـين $j = 1,..,n$ (Zupan ,1994).

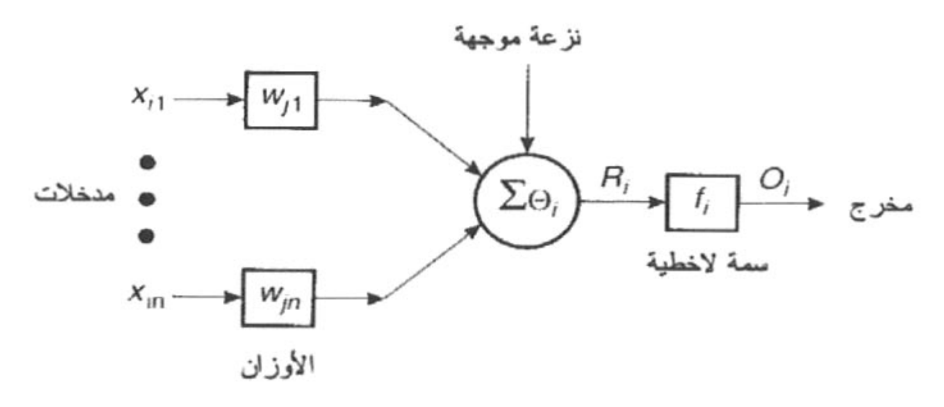
ويوزن كل مدخل من هذه المدخلات قبل وصوله إلـى جـسم وحـدة المعالجـة بواسطة شدة الارتباط Connection Strength أو معامل الوزن Weight Factor (أي يتم ضرب قيمة x_j بقيمة الوزن w_j). إضافة إلى ذلك يمتلك المدخل نزعـة موجهـة يرمز لها بالرمز w_0، وقيمة لمستوى العتبة Θ التي ينبغي للمدخل الوصول إليها، أو تجاوزها لكي ينتج العصبون الإشارة المقابلة، والتي تكون عبارة عـن الدالـة غيـر

الخطية F. وتمارس هذه الدالة مهمتها على الإشارة الناتجة (يطلق عليها التنشيط Activation) ويرمز لها بالرمز R.

وينشأ عن تأثير الدالة غير الخطية على المدخلات، مخرج Output يرمز له بالرمز O الذي يصبح مدخلاً جديداً لعصبون مجاور.

عندما يكون العصبون جزءاً من شبكة عصبونية، تتألف من مجموعة عصبونات، يطلق عليه اصطلاح عقدة Node. وعندما يضم نسيج الشبكة العصبونية عدد m من العصبونات تظهر الحاجة إلى استخدام رمز دليلي فيصبح رمز العصبون المنفرد m_i.

يظهر في الشكل (٢-٤) الأنموذج المبسط للعصبون، بمدخلاته، وإشارات تنشيطه، والمخرج، والتنشيط، والنزعة الموجهة مترابطة فيما بينها ضمن الهيكلة الرياضية المستخدمة لوصفها.



شكل (٢-٤) الأنموذج الرياضي المبسط لعصبون اصطناعي

توصف دالة التحويل Transfer Function لهذا الأنموذج بالمعادلة التالية:

$$O_i = F_i\left(\sum_{j=1}^{n} w_{ij}x_{ij}\right) \quad \ldots\ldots (2.1)$$

أما شرط عملية اتقاد العصبون فيتم تمثيله كما يلي:

$$\sum_{j=1}^{n} w_{ij} x_{ij} \geq \Theta_i$$

ويرمز الدليل i إلى وصف العصبون داخل نسيج الشبكة العصبونية، في حين يرمز الدليل j إلى المدخلات القادمة من عصبونات أخرى.

وتكمن أهمية الدالة غير الخطية في قدرتها على ضمان كبح استجابة العصبون، أي تحديد استجابته الفعلية، أو تثبيطها نتيجة لأنشطة المنبهات الضئيلة أو العميقة بحيث يبقى تحت طائلة التحكم والسيطرة (Lobunets , 2004).

إن أهم أنواع سمات اللاخطية السائدة في حقل العصبونات الاصطناعية يمكن أن تقع ضمن فئتين هما:

الفئة الأولى: المحدد الصارم Hard Limiter.

الفئة الثانية: الشبيهة بالحرف Sigmoid S.

تقوم دالة المحدد الصارم بتحديد مخرج العصبون بحيث تكون مساوية للصفر عندما تكون محصلة مدخل الشبكة أقل من صفر. أما إذا كانت قيمة المحصلة أكبر من صفر أو تساوي صفراً فتكون قيمة مخرج العصبون مساوية لواحد.

أما في حالة الدالة الشبيهة بالحرف S فإنها تستقبل المنبه الذي تتراوح قيمته بين $-\infty$ و ∞ فتقوم بتقليل قيمتها بحيث تتراوح بين (٠) و(١).

ويلاحظ من الأشكال المبينة في الشكل (٢-٥) بأن سمة اللاخطية قد تحددت بين قيمتين عليا أو دنيا أو كليهما، مثل $\pm 1, \pm \frac{1}{2}$. ويمارس المستخدم عملية اختيار القيم المحددة عندما يتعامل مع الشبكات العصبونية لحل المسائل التي يريدها. وتمتاز الفئة

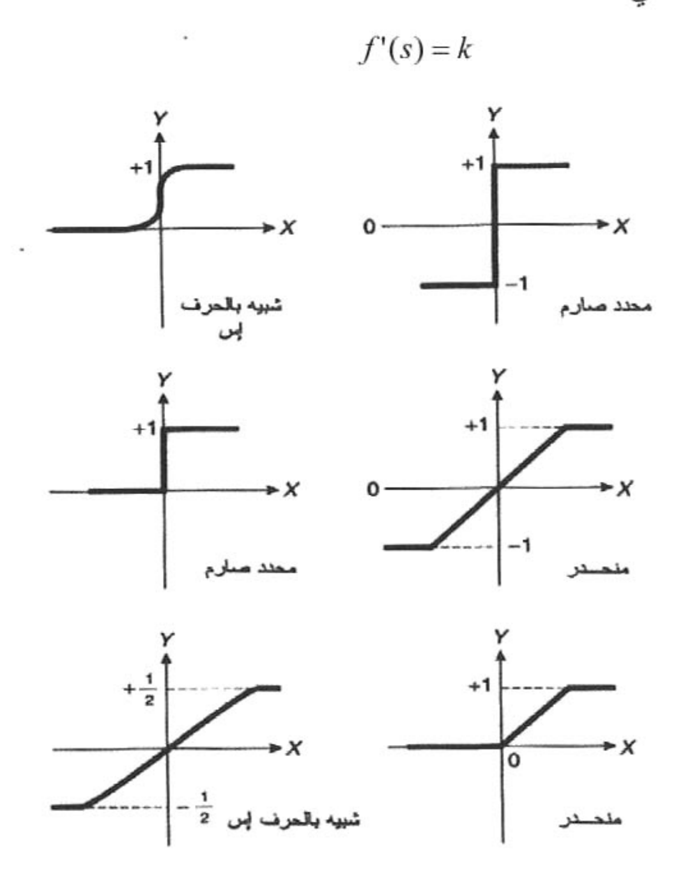
الشبيهة بحرف S بكثرة شيوع استخدامها نظراً للسمة المطـردة التـي تمتـاز بهـا، وامتلاكها للمشتقة البسيطة:

$$f'(s) = kf(s)[1 - f(s)]$$

أما المحددات الصارمة فلا تتسم بسمة الاطراد (لاحتوائها على نقطة انقطاع فـي نقطة الأصل)، إضافة إلى كونها تمتاز بسمة ثابتة ضمن حدودها الدنيا والعليا.

واستناداً إلى هذا، ما دام العصبون يعمل ضمن الحدود التي رسمت له، تبقى قيمة مشتقة f(s) ثابتة، أي:

$$f'(s) = k$$



شكل (٢-٥) بعض أشكال السمات اللاخطية السائدة في الشبكات العصبونية

٢-٥ خاصية التعلّم في الشبكات العصبونية الاصطناعية:

تتبوأ عملية التعلّم مكانة متميزة في حقل تطبيقات الشبكات العصبونية بشتى ميادينها التطبيقية.

من أجل هذا شغلت مسألة التعلّم نخبة كبيرة من الباحثين في ميادين علم النفس، وعلم الاجتماع، والسلوك البشري، فبرزت مجموعة متنوعة من النظريات التي حاولت الإجابة عن جملة من المسائل المطروحة في هذا الحقل، هي تطرح علينا أكثر من مسألة مثل:

- كيف تتم عملية التعلّم؟
- ما أفضل طرق التعلّم؟
- ما مقدار المادة التي نستطيع تعلمها، وما أقصر وقت ممكن لتلقي المعرفة؟
- ما سبل ترسيخ القدرة على التعلّم، والارتقاء بمهاراته؟

هذه الأسئلة، وأخرى يصعب حصرها قد تناولتها الكثير من البحوث، وعمد أصحابها إلى ترجمتها إلى آليات تسهم في تعميق القدرة على التعلّم (Demuth,etal.,1998).

تسعى عملية التعلّم السائدة في نظام من النظم التي تتعامل معها الشبكات العصبونية، إلى منح الأنموذج القدرة على التكيّف مع متطلبات البيئة التي يتعامل معها، الأمر الذي يمنح النظام فرصة أداء المهمة نفسها، أو مهام مشابهة في البيئة ذاتها، وبكفاءة أداء عالية، مع القدرة على ممارستها في المستقبل في ظل ظروف مقاربة (Fu,1994:66).

تشمل عملية التعلم جملة من الآليات، ينحو بعضها نحو اكتساب معرفة جديدة، أو ترسيخ مهارات متقدمة. وتتضمن عملية تعلّم المعارف الجديدة اكتساب مبادئ وأنساق

مفاهيمية أساسية، وفهم المعاني التي تستبطنها مفرداتها، والعلاقات القائمة فيما بينهـــا، والمجال المعرفي الشامل الذي يلمّ شتاتها جميعاً.

وينبغي أن يتم إدراك المعرفة الجديدة بطريقة شمولية، وأن تدرج ضمن أنـــساق عقلية، يمكن ترجمتها إلى منطق إجرائي صالح للاستخدام، من خلال أنماط ســلوكية تستثمر هذه المعارف، فتحول رموزها الصورية إلى قدرة فاعلة على استخدامها فـــي حل المسائل التي يفرزها الواقع الميداني.

أما عملية ترسيخ المهارات فتختص بالأنشطة ذات صلة بالقدرة علـــى الإدراك، وتمييز الأنماط المرئية، والمنطوقة، التي يمكن إدراكها بعمليات تدريب ومران متكررة لضمان القدرة على ممارستها في وقت لاحق (Fu,1994:66).

يمكن تقييم أداء نظام التعلّم الذي تمارسه الشبكة العــصبونية وفــق المؤشــرات التالية:

١- ارتقاء قيم مقاييس الأداء عند استخدام الأنموذج مع بيانات يــسودها تــشويش معلوماتي.

٢- القدرة على تعميم خوارزميات التعلّم، عند ممارسة حلول مشابهة.

٣- القدرة على استبقاء المعرفة المكتسبة، عند معالجة مسائل لاحقة.

٤- كفاءة خوارزمية التعلّم وسرعة أدائها، في بيئات أشد تعقيداً.

٥- الخصائص النوعية التي تتميز بها الخوارزمية، من حيث تعقيــد مكوناتهـــا، وطبيعة الهيكلة المفاهيمية التي ترتكز عليها.

٦- ثبات نتائج تطبيق خوارزميات التعلّم على بيانات أخرى، تخص نظم مشابهة، وقدرتها على الوصول إلى كفاءة أداء مقاربة عليها.

٧- القدرة على الاستيعاب، والتكيّف الذاتي مع بيانات جديدة ترقى بقابلية الشبكة على التعامل مع نظم أكثر حداثة، وتعقيداً.

٨- مستوى حساسية الشبكة للتغير الحاصل في معاملات الأنموذج، أو البيانات المستخدمة في عمليات التدريب والمران، فيعد زيادة مستوى الحساسية مؤشراً واضحاً على فشل نظم التعلّم فى التكيف مع التغيرات الحاصلة في البيئة لأي سبب طارئ.

وإذا حاولنا معالجة مسألة التعلّم من خلال منظور حقل الشبكات العصبونية الاصطناعية، سنلاحظ وجود قواسم مشتركة بالمعالجة استمدها العاملون بهذا المضمار من النتائج التي تم التوصل إليها في حقول بحوث تأثيرات السلوك البشري على قدرة التعلّم. وعلى هذا الأساس أضحت عملية التعلّم في الشبكات العصبية عبارة عن محاولة للتكيف الذاتي مع المنبهات الواردة لتوليد الاستجابة المناسبة له (Kartalopoulos, 1997).

ويمكن أن نعالج مسألة عملية التعلّم بوصفها عملية تصنيف مستمرة للمنبهات الواردة إلى العصبون. فمتى يرد المنبه باعتباره مدخلاً للعصبون، تهرع الشبكة إلى تمييزه، فإذا لم تنجح بذلك فإنها تسعى إلى تطوير آلية جديدة لتصنيفه ضمن نسق جديد يجعله قابلاً للتمييز.

وفى أثناء استمرار الشبكة العصبونية بعملية التعلّم تعمد إلى تعديل عواملها (الأوزان الاشتباكية Synaptic Weights)، استجابة لقيمة المنبه الوارد. وعندما تصبح قيمة استجابة المخرج الفعلية مساوية للقيمة المطلوبة، تكون الشبكة قد استكملت مرحلة التعلّم، واكتسبت المعرفة المناسبة في حقل التعامل مع المسألة.

لقد أكد النسق المفاهيمي Paradigm للشبكة العصبونية وجود قواعد حاكمة لعملية التعلّم، تختلف من حالة إلى أخرى. وبدأت تطرح أكثر من معالجة رياضية لهذه

القواعد من خلال مجموعة من معادلات تعلّم Learning Equations تصف كل منهـا حالة محددة ضمن النسق المفاهيمي الشامل الذي يصف المحاولات الدؤوبة للشبكة في ضمان تكيف استجاباتها من خلال التغيير المستمر لقيمة الأوزان الاشتباكية.

٢-٥-١ أنواع عمليات التعلّم:

تمتلك عملية التعلّم طيفاً واسعاً من المعاني بحسب المنظور الذي تعالج من خلاله مجموعة الاصطلاحات التي تستخدم لوصف جملة من فعالياتها على أرض الواقع.

بصورة عامة يكثر استخدام اصطلاحات التدريب/المران، والتعلّم، والفهـم فـي محاولة لوصف مجمل العمليات السائدة في هذا المضمار، والتي يمتلك كل منها حدوداً اصطلاحية، ووظيفية دقيقة، تجعلها معبرة عن مستوى مفاهيمي محدد للعمليات السائدة بدائرة الشبكات العصبونية الاصطناعية (Demuth,etal., 1998).

يرتكز مفهوم التدريب Training على المبدأ الذي يعده آلية لاستخدام المعلومـات لإحداث عملية تغيير، أو ارتقاء بمستوى السلوك من حالة باتجاه الحالـة المـستهدفة بحيث تزول الفروق القائمة بينهما، وتقارب حدودها الدنيا (Schalkoff, 1997).

ونتيجة لعدم بلوغ المخرجات القيم التي نتوقعها، تظهر الحاجة إلى تغيير الأوزان لاحتواء الفروق الحاصلة. إن التغير الدؤوب في قيم الأوزان يعد مظهراً من المظاهر الملموسة لعملية التدريب التي تحاول صقل القيم، لكي تكون المخرجات أشد قرباً مـن القيم التي يستهدفها أنموذج العصبون الاصطناعي.

ويبدو واضحاً مما ذكر بأن عملية التدريب ليست سوى عملية ظاهرية، تـستبطن وراءها عملية التعلّم التي تؤسس وجودها داخل كيان الشبكة العـصبونية، وتمنحهـا القدرة على الاستجابة للمؤثرات الواردة إليها.

ولضمان كفاءة عملية التدريب، وبلوغ ثمارها المأمولة ينبغي أن نـــدرك ماهيـــة الدور الذي تلعبه جملة من المقومات والآليات التي تسود في بيئتها، مثل:

- **التغذية الارتجاعية Feedback:**

تسهم عملية التغذية الارتجاعية في منح الشبكة العصبونية فرصة ثمينـــة لإدراك، وتمييز بعض الأنماط المعدّة سلفاً، إضافة إلى القدرة على تقييم بعض قيم دوال المسائل المطروحة للمعالجة.

تطلق التغذية الارتجاعية المعلومات من مخرج العصبون إلى عصبون يقع فـــي عصبة لاحقة، لتوفير قدرة إضافية على المعالجة وضمان تعديلات لاحقة علـــى قـــيم الأوزان، لكي تكون قيمة المخرج أكثر مقاربة للهدف المنشود.

بصورة عامة تكون القيمة المرتجعة عبارة عن مقـــدار الخطـــأ، أو الانحـــراف المصاحب للمخرج، بعد مرورها بعملية تعديل عبر نسق مفاهيمي يرتكز على أنموذج رياضي محدد. وتستمر عملية التغذية الارتجاعية على شكل سلسلة من العمليات التي تمارسها الشبكة العصبونية لكي تظفر بمرحلة انتهاء عملية التدريب عندما يتم احتواء الخطأ في قيمة المخرج بصورة شبه كلية.

- **الضوضاء Noise:**

يمكن أن تعرّف الضوضاء بوصفها حالة من حالات التشويش، أو الانحراف عن القيمة الحقيقية. ولا تكاد تخلو البيانات التي تتعامـــل معهـــا الـــشبكات العـــصبونية الاصطناعية من ضوضاء تسري في بياناتها، فتؤثر بـــشكل ملمـــوس فـــى إمكانيـــة الاستجابة المناسبة لمحاكاة سلوكها.

ولتحديد قدرة الشبكة العصبونية في تجاوز تأثير الضوضاء وبيـــان صـــلاحيتها لتطبيق من التطبيقات، يتم اللجوء إلى زج نوع من التـــشويش علـــى كيـــان الـــشبكة

العصبونية التي أكملت مرحلة التدريب، للوقوف على مقدرة الشبكة على الاستمرار بعملية التعلّم في ظل وجود مصادر الضوضاء والتشويش.

- الذاكرة Memory:

لعل من المسائل الملحة التي تستأثر باهتمام العاملين بميدان الشبكات العصبونية الاصطناعية هي تحديد مدى قدرتها على الاحتفاظ بالأنماط المستنبطة من التدريب على بيانات سابقة بحيث يمكن استرجاعها واستثمارها بمراحل لاحقة.

وترتبط هذه المسألة بمواضيع تخص الذاكرة طويلة الأمد (Long Term Memory) LTM، أو الذاكرة قصيرة الأمد (Short Term Memory) STM التي يكثر استخدامها في علم النفس، والحوسبة المعلوماتية.

وفي ضوء المفاهيم التي تمتلكها هاتان المفردتان، يمكن أن تعد الذاكرة طويلة الأمد معياراً تحدد من خلاله قدرة الشبكات العصبونية الاصطناعية على استذكار المعلومات المصاحبة لعمليات التعلّم التي تنتج على بعد زمني طويل، وفي ظل ظروف مختلفة. أما الذاكرة قصيرة الأمد فتؤشر نحو اضمحلال، أو زوال الحصيلة المعرفية للتعلّم خلال فترة قصيرة، بحيث لا يمكن للشبكة أن تتعامل مع حالات مشابهة خلال بعد زمني طويل الأمد.

ولكي تتضح أمامنا طرائق التعلّم المستخدمة مع الشبكات العصبونية الاصطناعية، سنمنح أنفسنا فرصة للتوقف عند أهم محطاتها، لبيان الأسس المفاهيمية التي ترتكز عليها:

١- التعلّم المراقَب Supervised Learning:

ترتكز عملية تعلّم الشبكة العصبونية الاصطناعية على مبدأ توظيف المنبه الوارد إلى العصبون في توليد مخرج استجابة. وتتم عملية مقارنة الاستجابة المتولدة عن المنبه مع قيمة أولية للمخرج، تعكس قيمة الاستجابة المطلوبة في المسألة قيد الدراسة (Mattecci, 2001).

وفي حالة اختلاف قيمة الاستجابة عن القيمة المطلوبة، تباشر الشبكة عملية توليد إشارة خطأ Error signal تستخدم بمرحلة لاحقة في حساب التعديل المطلوب إجـــراؤه على الأوزان الاشتباكية للشبكة العصبونية بحيث تطابق قيمة المخرج الواقعي القيمـــة المستهدفة للمخرج.

وعلى هذا الأساس تباشر عملية تقليص مقدار الخطأ (الفرق بين القيمة الواقعيـــة، والقيمة المستهدفة للمخرج) بحيث تكون قريبة جداً أو مساوية للصفر.

تتطلب عملية تقليص قيمة الخطأ إلى الحدود الدنيا وجود معلّم مرشد Teacher، أو جهة مراقبة Supervisor لتوجيه هذه العملية التي باتت تعرف بعملية التعلّم المراقَــب. وفي حالة الشبكات العصبونية فإن حجم الحسابات المطلوبة لتقليل نسبة الخطأ تعتمــد إلى حد كبير على طبيعة الخوارزمية المستخدمة. وترتكز هيكلة الخوارزميـــة فـــي تحديد الزمن المطلوب لإجراء عدد التكرارات Iteration، وعدد التكرارات المطلوبـــة في ضوء طبيعة نمط الخطأ المصاحب للمدخلات بحيث نضمن بلوغ الحد الأدنى فـــي أثناء عملية التدريب، وهل الشبكة ستفلح بالوصول إلى الحد الأدنـــى الكلـــي Global Minimum، أو الحد الأدنى المحلي Local Minimum.

٢ – التعلّم غير المراقَب Unsupervised Learning:

على عكس التعلّم المراقَب فإن هذا النمط من التعلّم لا يفتقر إلى معلم مرشد، لعدم وجود مخرج مستهدف في عملية تدريب الشبكة العصبونية. لذا عندما تبـــدأ عمليـــة التدريب، تستلم مدخلات الشبكة عدة أشكال من المثيرات، أو الأنمـــاط، فتلجـــأ إلـــى تصنيف وإدارة الأنماط إلى عدة مستويات بطريقة عشوائية.

وحالما يرد منبه جديد (في مرحلة لاحقة)، تقوم الشبكة العصبونية بتوليد استجابة مخرجة تكون ذات صلة مباشرة بالصنف الذي ينتمي إليه المنبه. وفي حالـــة عـــدم توافر الصنف الذي يتلاءم مع المنبه الوارد، تلجأ الشبكة إلى توليد صنف جديد يلحق به.

ورغم انتفاء حاجة هذا الأسلوب من التعلّم للمعلم المرشد فإنه يبقى بحاجة إلى خطوط إرشاد Guidelines يمكن من خلالها تحديد معالم المجاميع التي سيصار إلى تصنيفها فى أثناء عملية التدريب.

أما في حالة غياب مثل هذه الخطوط الإرشادية، فإن معالم الخصائص التي سيتم توظيفها فى أثناء عملية التصنيف ستكون مفقودة، وستعاني عملية التصنيف من إخفاقات متكررة. وعليه ستبقى هناك حاجة قائمة إلى وجود خصائص محددة، تسترشد بها عملية التصنيف الدؤوبة التي تمارسها الشبكة العصبونية الاصطناعية.

٣- التعلّم المعزّز Reinforced Learning:

تمتلك هذه الآلية من التعلم عصبوناً، أو بضعة منها في طبقة الإخراج مع معلّم مرشد. تختلف مهمة المرشد في هذا النوع عن الدور الذي ينهض بأعبائه في التعلّم المراقب حيث لا تكون له صلة مباشرة بعملية تبيان مدى قرب المخرج من القيمة المستهدفة، بل تكون مهمته عبارة عن تأكيد مطابقة المخرج مع المخرج المستهدف.

وخلال مرحلة التدريب يبدأ الحافز المدخل، بزج تأثيره فى جسم العصبون، فتنتج الاستجابة على عقدة المخرج، بيد أن المعلم لا يطرح مسألة المخرج المستهدف على نشاط العصبون، بل يقتصر على إصدار وصف (مطابق/غير مطابق) إزاء كل قيمة من القيم التي تظفر الشبكة بالوصول إليها. واستناداً إلى هذا فإن إشارة الخطأ ستكون عبارة عن متغير ثنائي يتأرجح بين قيمتين لا ثالث لهما، أي إما مطابق أو غير مطابق.

وفي حالة إصدار المعلم المرشد إشارة "سيئ"، ستسعى الشبكة إلى إعادة تحديد العوامل، وتحاول هذا الأمر لمرات متعددة لحين بلوغ الغاية المنشودة التي ستكون عبارة عن تطابق قيمة المخرج المستحصلة مع القيمة المستهدفة.

وتكمن الصعوبة في هذا النوع من آلية التدريب، في عدم وجود أية دلالة على أن قيمة المخرج تتجه صوب القيمة المستهدفة، أو أنها لا تزال بعيدة عنها كل البعد. واستناداً إلى هذا فإن الإستراتيجية المستخدمة فيها لتعديل الانحراف الحاصل بقيمة المخرج تختلف كثيراً عما يحدث في التعلّم المراقب.

إن أهم المتغيرات التي تبدو عملية ملاحظتها مهمة في هذا النوع من التعلّم لضمان الوصول إلى المخرج المطلوب (خلال كل دورة من دورات التدريب) هي: الزمن المستغرق لكل عملية تكرار، وعدد التكرارات المطلوبة لكل نمط من الأنماط.

ويبقى هذا النوع من آليات التعلّم بحاجة إلى عناية خاصة عند تطبيقه على حالة محددة، مع أهمية الانتباه إلى ضرورة وضع محددات واضحة المعالم لمدى عملية التدريب حرصاً على عدم إهدار عمليات التكرار في قطاع يبعد كثيراً عن القيمة المستهدفة.

٤- التعلّم التنافسي Competitive Learning:

يقع هذا النوع من آليات التدريب في دائرة التعلّم المراقب، مع احتفاظه بخصائص مميزة لآلية العمل، والمعمارية العصبونية التي يرتكز عليها. بصورة عامة تحتوي الشبكة التي تسود فيها هذه الخوارزمية على بضعة عصبونات في طبقة الإخراج.

وعندما يبدأ المنبه بالتأثير فى عصبونات طبقة الإدخال، يسعى كل عصبون من عصبونات الإخراج إلى التنافس مع البقية للوصول إلى مرحلة توليد المخرج الذي تقرب قيمته من القيمة المستهدفة.

ونتيجة لذلك يسود المخرج المقارب وتتوقف بقية عصبونات الإخراج عن توليد إشارة إخراج من المنبه ذاته.

وفي حالة ورود منبه آخر، فإن عصبوناً آخر سوف ينجح في عملية التنافس على توليد الإخراج الأكثر قرباً من القيمة المستهدفة، فيتبوأ مكان الصدارة مع أقرانه، وتستمر الآلية على نسق مقارب طيلة فترة التدريب والمران.

وعلى هذا الأساس يبدو أن كل عصبون من عصبونات الشبكة سيكون أكثر استجابة لمنبه محدد، نتيجة لتركز عملية تدريبه التنافسية على التعامل بنجاح مع فئة محددة من المنبهات الواردة إلى الشبكة. ويمكن أن يعد هذا الأسلوب من التعلّم عملية تخصص عشوائية، بسبب اعتماده مبدأ التنافس في إثبات صلاحية العصبون على توليد المخرج المناسب عبر بيئة تنافسية تتسم بصفة العشوائية في تحديد هويته.

بيد أن هذه الخاصية قد لا تكون مناسبة في حالة كون الشبكة التي توظف هذه الآلية جزءاً من شبكة واسعة النطاق، مما ينشأ عنه تأثير غير مرغوب فيه نتيجة الارتباطات المقيمة بين عقد العصبونات المختلفة، والتي قد ينجم عنها عمليات كف لبعض المخرجات الصادرة عن العقد التي تمر بحالة توقف.

بالمقابل تتمتع هذه الآلية بأهمية كبيرة في حالة التعامل مع نظم تتسم بسيادة عنصر الخصائص الفردية بمكوناتها التركيبية، حيث ستساهم وحدات عصبونية محددة بتوليد المخرجات الأمثل في ضوء الميزات الفردية التي تتمتع بها في التعامل مع الحالات الميدانية.

٢-٥-٢ خوارزميات التعلّم Learning Algorithms:

تتألف خوارزميات التعلّم التي يتم توظيفها في تدريب الشبكات العصبونية الاصطناعية من مجموعة الصيغ الرياضية المستخدمة لوصف التغاير الحاصل في شدة الوصلات (الأوزان w_{ij})، ومستوى العتبة فى أثناء مرحلة التدريب والمران التي

تمرّ بها الشبكة. أما القيم النهائية للحالة المطردة Steady State التي تصل إليها الشبكة فيطلق عليها اصطلاح برنامج الشبكات العصبونية الاصطناعية Program.

وتبرز أمامنا في هذا الحقل حالتان من حالات التعلّم، هما حالة التعلّم المراقَب، وغير المراقَب بوصفهما أكثرهما شيوعاً في هذا المضمار. وتعد عملية المراقبة آلية اصطناعية استحدثت لإضافة المزيد من المحددات الرياضية التي تباشر عملية مراقبة مستمرة لقيم المخرجات المستحصلة مع المستهدفة.

بمعنى آخر تهدف عملية المراقبة إلى الظفر بحالة مطردة لضمان الوصول إلى مرحلة يمكن أن تترجم من خلالها المنبهات الواردة على الشبكة إلى قيمة للمخرج بحيث تكون معروفة لدينا بصورة مسبقة Priori. وتعمد وحدة المقارنة إلى تحديد مقدار انحراف المخرج عن القيمة المستهدفة، فتتم معالجته عبر توظيف خوارزمية التعلّم المناسبة التي تهدف إلى تقليل الخطأ إلى حدوده الدنيا من خلال التغير المستمر في قيم الأوزان w_{ij}.

وإذا نظرنا إلى الشكل(٢-٦) نلاحظ بوضوح دور المعلّم المرشد في مجمل عملية التدريب التي تمارسها الشبكة. وتمثل الرموز الواردة في الشكل مكونات هيكل الشبكة ومتغيراتها في ظل عمل هذه الشبكة، كما يلي:

يتألف متجه الوزن لمدخلات العصبون من $w_{ij} = [w_{i1}, w_{i2}, w_{i3}, ..., w_{in}]$.

في حين يتألف متجه مدخلاته من $x_{ij} = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, ..., x_{in}]$.

ويتألف مخرج العصبون قبل نقطة اللاخطية من $R_i = w^T x$.

أما قيمة المخرج الناتج عن العصبون بعيد نقطة الدالة اللاخطية فتكون

$$O_i = f\left(\sum_{j=1}^{n} w_{ij} x_{ij}\right).$$

وتكافئ إشارة القيمة المستهدفة بعملية التدريب T_i.

وتصبح قيمة الخطأ المصاحب للمخرج فى أثناء عملية التعلّم $E_i = T_i - O_i$.

وأخيراً تمثل دالة التغير الحاصل في الأوزان فى أثناء عمليـــة التـــدريب، التـــي تقارب قيمتها الصفر، أو تكون قريبة منه قبيل انتهاء مرحلة التدريب Δw_{ij} .

بصورة عامة إن التغير الحاصل بالأوزان يكون متناسباً مع إشارة التعلّم، وقيمـــة المنبه الوارد على العصبون. وعلى هذا الأساس يمكن وصف تعلم العصبون بالمعادلة التالية:

$$\frac{\delta w_{ij}(t)}{\delta t} = \mu E_i(O_i, T_i)x_i(t) \qquad \text{.........} \; (2.2)$$

ويعبر الرمز μ عن ثابت موجب القيمة يطلق عليه معدّل التدريب Training Rate.

ونظراً لكون احتساب قيمة الأوزان تتم بواسطة حاسوب رقمي، فإن هذا الأمـــر يوفر علينا إمكانية إعادة كتابة المعادلة (٢,٢) بصيغة الزمن المتقطع Discrete Time Form:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \mu E_i\big(O_i(k), T_i(k)x_i(k)\big) \;\; \text{......} \; (2.3)$$

وعلى هذا الأساس يمكن صياغة قاعدة التعلّم Learning Rule كما يلي:

$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k)$ + فقرة تصحيح .... (2.4)

حيث يعبر المتغير k عن عدد مرتبة التكرار Iteration Step Number.

ونود التنبيه إلى أن عملية التعلّم تصل إلى نهايتها عنـــدما تـــساوي قيمـــة فقـــرة التصحيح المذكورة في المعادلة (٢,٤) صفراً.

أما في حالة التعلّم غير المراقب، فلا تكون ثمة حاجة إلى المتجه T_i في الصياغة الرياضية لخوارزمية التدريب. من جهة أخرى تستخدم الدالة ثنائيـــة القطبيـــة sgn(0)

بوصفها دالة غير خطية. وعليه تصبح قيمة مخرج العصبون التي تسبق نقطة تـأثير اللاخطية $R_i = O_i$.

وإذا شرعنا مع قيم عشوائية للأوزان قريبة من الصفر، شريطة أن تكون قيمة معدل التعلّم موجبة ومنخفضة، مع توافر معلومات كافية عن نمط المدخلات، فحينئذ يمكن احتساب مخرج العصبون من المعادلة التالية:

$$O_i(k) = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ij}(k)x_{ij}\right) \quad .... (2.5)$$

حيث يمثل المتغير .....,k=1,2,3 عدد التكرار الحاصل فى أثناء عملية التعلّم.

أما القيمة المحدثة للأوزان فيمكن احتسابها كما يلي:

$$\Delta w_i = \mu O_i(k)x_{ij} \quad .... (2.6)$$

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \mu O_i(k)x_{ij} \quad .... (2.7)$$

وتستمر هذه العملية لحين عدم حصول أي تغيير في قيم إشارة المخرج أو الأوزان أو كليهما. بعدها نبدأ العملية ثانية مع نمط آخر للمدخل، لنبدأ دورة جديدة من عملية التدريب.

أما في حالة تبني آلية التعلّم ذات السريان الراجع Back Propagation ضمن شبكة عصبونية تضم طبقة، أو أكثر من الطبقات المخفية، حينئذ تصبح عملية توظيف الحاسوب لحل مثل هذا النوع من المسائل أكثر سهولة.

وتأخذ المعادلة المستخدمة لحساب وتثبيت قيمة الأوزان عند الطبقة الأخيرة من الطبقات المخفية الشكل التالي:

$$\Delta w_{ij}^{l} = \eta \delta_i^{l} O_j^{l-1} \quad .... (2.8)$$

أما بالنسبة لأوزان طبقة الإخراج فتحتسب بواسطة المعادلة:

$$\delta_i^L = \left(T_i - O_i^L\right)O_i^L\left(1 - O_i^L\right) \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ (2.9)$$

فى حين تحتسب قيمة أوزان الطبقات المخفية بواسطة المعادلة:

$$\delta_i^l = \left(\sum_{r=1}^{N_l} \delta_r^{l+1} w_{ri}^{l+1}\right) O_i^l (1 - O_i^l) \quad \ldots\ldots\ (2.10)$$

وتستمر عملية حساب درجة الميل، وإعادة تعديل قيمة الأوزان، لحين الوصول إلى الحد الأدنى من قيمة الخطأ.

ويبدو واضحاً بالنسبة للعقد العصبونية الموجودة في طبقة δ_i^l أنها تعتمد إلى حد كبير على قيمة الخطأ المحتسبة في الطبقة $l+1$ ، أي بطريقة رجعية (Kartalopoulos,1997).

٢-٦ المُدرِك Perceptron:

وضع عالم الأعصاب الشهير Warren McCulloch وزميله عالم الإحصاء Walter Pitts، في عام ١٩٤٣، الأنموذج الرياضي الرائد لمحاكاة هيكلة وسلوك عصبون حي (Ham,etal.,2001).

ورغم أن أنموذجهما المقترح قد تألف من بنية أولية بسيطة، ودون وجود أية صلة له بخاصيتي التكيف، أو التدريب، إلا أنه قد أضحى مورداً خصباً استمد من نسقه المفاهيمي العاملون في ميدان علم الأعصاب، والحوسبة العصبونية أرضية خصبة أسهمت فى ظهور فرضيات ونظريات متعددة خلال العقود التي تلت ظهوره (Demuth,etal.,1998).

لقد تحول العصبون إلى صيغة رياضية مجردة يطلق عليها المُدرِك. فأضحى جوهره عبارة عن منظومة تنسيق أنماط تمتلك القدرة على تمييز الأنماط المجردة والهندسية بواسطة المدخلات التي تغذي المنظومة.

وقد سعى العاملون إلى زيادة قدرة الشبكات العصبونية على التكيف مع المدخلات الواردة إليها، عبر زيادة تعقيد هيكلتها البنائية، فتزايد أعداد وحداتها الأولية، مع تعدد الطبقات Multilayer، واقترحت آليات تعلّم جديدة، فزاد تشابك نسيجها إلى حد كبير، مع تعميق قدرتها على التنبؤ.

٢-٧ معمارية الشبكات العصبونية:

تتألف الشبكات العصبونية الاصطناعية من مجموعة متفاوتة الأعداد من العصبونات المترابطة فيما بينها، وفق معمارية، تحدد طبيعة المهام التي تضطلع بها. ويطلق على نسق ارتباط العصبونات اصطلاح طوبولوجيا الشبكة Network Topology (Ham,etal.,2001).

تتكون معمارية الشبكات العصبونية الاصطناعية من مجموعة من المتغيرات التي تشمل:

- عدد الطبقات Layers التي تتألف منها الشبكة.
- عدد العصبونات الموجودة في الطبقة الواحدة.
- عدد المدخلات الواردة.
- عدد المخرجات الصادرة.
- آلية التدريب والتعلّم السائدة فيها.

يعد المُدرِك أبسط أشكال طوبولوجيا الشبكات العصبونية الاصطناعية حيث يتألف من عصبون واحد ضمن طبقة واحدة. ثم يتوالى تعقيد الشبكة في ضوء عدد العصبونات، وعدد الطبقات الموجودة فيها.

بصورة عامة هناك ثلاثة عوامل حاسمة تؤثر فى الخصائص البنيوية للـشبكات العصبونية الاصطناعية هي:

١- هيكلة الشبكة التي تشمل معمارية الشبكة وطوبولوجيا مكوناتها.

٢- آلية الترميز التي تلقي الضوء على أساليب التغير الحاصل في الأوزان.

٣- طبيعة الاستدعاء الذي تمارسه الشبكة العصبونية لاسترجاع المعلومات.

لقد ازداد تعقيد هيكلة الشبكات العصبونية الاصطناعية فأضحت تتألف من أكثـر من طبقة واحدة، مع تباين عدد العصبونات الموجودة في كل طبقة من طبقاتها.

ويطلق على الطبقة الأولى حيث ترد أنماط المنبهات طبقة الإدخال Input Layer، فى حين يطلق على الطبقة التي تصدر عنها مخرجـات الـشبكة طبــقة الإخـراج Output Layer، أما الطبقات التي تتوسط الحيز الموجود بين هاتين الطبقتين فيطلـق عليها الطبقة المخفية Hidden Layer.

قد تحتوي الشبكة أكثر من طبقة مخفية واحدة في معماريتها، حيث تتحدد أعدادها على أساس طبيعة المهام الرياضية، أو المنطقيـة التـي يحتويهـا أنمـوذج الـشبكة (Kartalopoulos,1996). ويظهر في الجدول (٢-٣) الحدود الاصـطلاحية لمكونـات الشبكات العصبونية الاصطناعية متعددة الطبقات.

جدول (٢-٣) مكونات الشبكة العصبونية متعددة الطبقات

الكائن العصبوني	التفاصيل
شبكة عصبونية اصطناعية	عبارة عن مجموعة من العصبونات المترابطـة فيما بينها ضمن طوبولوجيا محددة.
طبقة عصبونية	مجموعة عصبونات تبتعد بمسافات متساوية عن طبقة الإدخال.

الكائن العصبوني	التفاصيل
طبقة إدخال	طبقة من عصبونات تتلقى البيانات الواردة للشبكة تمهيداً لمعالجتها.
طبقة إخراج	طبقة من عصبونات تسهم فى إخــراج النتيجــة النهائية لمعالجة الشبكة العصبونية.
طبقة مخفية	طبقة من عصبونات تقــوم بمعالجــة البيانــات الواردة من عصبونات أخرى، تمهيداً لمعالجتهــا بواسطة عصبونات تليها.

يلعب الأنموذج المقترح لبناء هيكلة الشبكة العصبونية دوراً فاعلاً في توصــيف العلاقات الرياضية السائدة بين مكوناتها، وعدد وحداتها البنائية (عدد المُدرِكات، وعدد الطبقات). ويظهر في الجدول (٢-٤) أهم الخصائص البنيوية والوظيفيــة للــشبكات العصبونية المستخدمة في شتى الميادين التطبيقية.

جدول (٢-٤) أهم الخصائص البنيوية والوظيفية للشبكات العصبونية

الخاصية	التفاصيل
معمارية الشبكة	وتتحدد بالطوبولوجيا السائدة فيها، وعــدد طبقاتهــا، وعــدد العصبونات الموجودة في الطبقة الواحدة، وطبيعة آلية الــتعلّم المستخدمة، وعدد التكرارات المستخدمة للنمط الواحد، وعــدد العمليات الحسابية في عملية التكرار، وسرعة استدعاء النمط.
مستوى التعقيد	يتحدد من خلاله الحجم المطلوب للشبكة بحيث تكــون قــادرة على أداء مهامها.
السعة	حجم المعلومات التي تقوم الشبكة باختزانها.
نسق المعالجة	ما التطبيق الشبكاتي الأمثل لضمان حسن أدائها؟

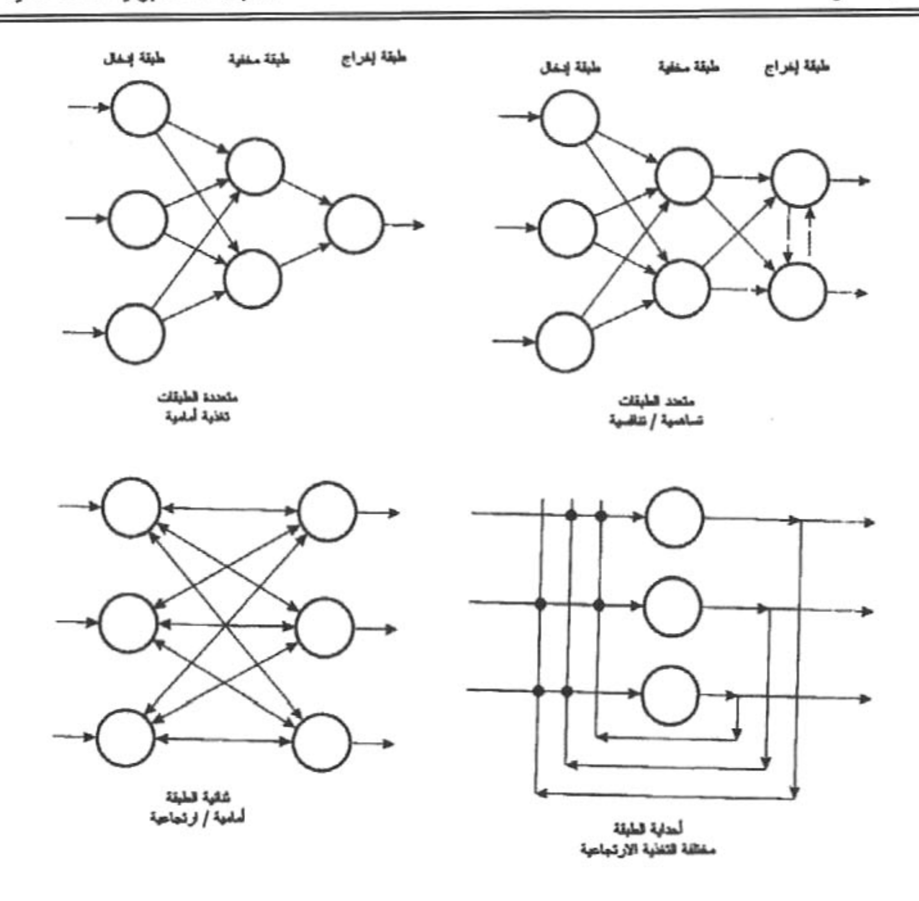
الخاصية	التفاصيل
الأداء	تحدد من خلاله هوية الشبكة ذات الأداء الأمثل.
كفاءة التعلّم	مدى سرعة تعلّم الشبكة.
الاستجابة	سرعة استجابة الشبكة للمنبهات الواردة إليها، وقدرتها على توليد المخرجات المناظرة لها.
الموثوقية	هل تستطيع الشبكة الوصول إلى الحلول المطلوبة نفسها في حالة تكرار ورود المنبهات في أوقات متباينة؟
الحساسية تجاه التشويش	مدى قدرة الشبكة ودقة قيم مخرجاتها في حال وجود تشويش يصاحب مدخلاتها.

ويأتي عامل آلية الترميز ليؤشر نحو النسق المفاهيمي المعتمد في حساب وتغيير قيم الأوزان، عند العقد المقيمة بين العصبونات الموجودة على الشبكة.

وفي هذا المقام يبرز أمامنا أكثر من شبكة منها:

- شبكة التغذية الأمامية Feed Forward حيث تتم عملية تحديد الأوزان بأسلوب عشوائي.
- شبكة الامتداد الراجع Back Propagation حيث تستمر عملية تحديث قيم الأوزان في ضوء القيم الراجعة من مخرجات الشبكة لتوجيه عملية التدريب نحو الظفر بأفضل نتيجة ممكنة.

أما بالنسبة لعملية الاستدعاء، فتعد مؤشراً على توقع قيمة المخرج المقابل لقيمة محددة من قيم الإدخال، بحيث يكون من الضروري على الدوام أن تتطابق قيمة المخرج التي تحصل عليها الشبكة عند تغذيتها بالمستوى نفسه من المدخلات.



شكل (٢-٦) نماذج منتخبة من طوبولوجيا الشبكات العصبونية

٢-٧-١ نهج اختيار الطبقات المخفية:

يبقى في كثير من الحالات الأنموذج الخطي للشبكات العصبونية الخالي من الطبقات المخفية من أكثر النماذج ملاءمة لما يتسم به من سهولة الاستخدام، وشمولية التطبيق على طيف واسع من الحالات (McCullagh,etal.,1989).

أما في حالة استخدام شبكة عصبونية متعددة الطبقات، تحوي دوال تنشيط معقدة، حينئذ تظهر الحاجة إلى استخدام طبقتين من الطبقات المخفية للحصول على وصف أكثر شمولاً (Sontag ,1992).

أما في حالة وجود دوال تنشيط مستمرة لاخطية، فإن طبقة مخفية واحدة ستكون كافية لتحقيق الغرض، مع زيادة عدد العصبونات الموجودة في هذه الطبقة لكي تمتلك قدرات أداة التقريب الشاملة (Hornik, 1993).

ومن جهة أخرى، وعند استخدام نقطة إدخال واحدة، يبدو أن من غير المفيد توظيف أكثر من طبقة مخفية واحدة. ولكن الأمور تزداد تعقيداً عندما يزداد عدد المدخلات على مدخل واحد، وباتجاه بضعة مدخلات، حيث تظهر عند مثل هذه الحالات الحاجة إلى مزيد من الجهد والخبرة التحليلية لتحديد عدد الطبقات المخفية المناسبة للأنموذج العصبوني.

٢-٨ كيفية تصميم وتنفيذ شبكة عصبونية لدراسة حالة محددة:

هناك مجموعة من الخطوط العامة التي يمكن السير على هديها لضمان تحقيق التصميم الأمثل لشبكة ستسهم في التعامل مع مسألة اقتصادية محددة على أرض الواقع.

بصورة عامة تشخص أمامنا أكثر من مرحلة للتطبيق الميداني على الأرض، من أجل هذا سنحاول في الفقرة اللاحقة إعادة تشكيل هذه المراحل بأسلوب يضمن تناولها بسهولة.

المرحلة الأولى: مرحلة كلية:

تضم في دائرتها جميع فئات الشبكات العصبونية الاصطناعية، وتتناولها بصورة كلية شاملة. وتتألف هذه المرحلة من الخطوات التالية:

- اختيار الأنموذج العصبوني الملائم للمسألة.
- تحديد معمارية الشبكة العصبونية الاصطناعية.
- جمع واستقصاء بيانات التدريب، التي تتألف من زوج بيانات مدخلات الأنموذج ومخرجاته.

- تصميم مقياس لأداء الشبكة، أو دالة موضوعية لعملها.
- الحصول على مصفوفة الأوزان بواسطة عملية التدريب.
- إجراء سلسلة اختبارات لوظيفة الشبكة، وكفاءة أدائها.

المرحلة الثانية: مرحلة متخصصة تحددها طبيعة التطبيق:

وتتألف هذه المرحلة من مجموعة متشعبة من الأطوار التي تحددها طبيعة التطبيق، وتفاصيل الأنموذج العصبوني المعتمد لتحليل البيانات، ومستوى سبر الأنماط السائدة فيها.

ولغرض تذليل العقبات التي قد تشخص أمام توظيف هذه التقنية سنحاول مناقشة مراحل تطبيق أهم النماذج التي يكثر استخدامها، أو تصلح للاستخدام في الميادين الاقتصادية المختلفة.

١- شبكة عصبونية مبسطة:

عند استخدام أنموذج يوظف شبكة عصبونية مبسطة تتألف من طبقتي الإدخال والإخراج فحسب نتبع ما يأتي:

أ- اختيار مجموعة من متجهات الإدخال $\{x\}$.

ب- اختيار مجموعة من مخرجات الهدف $\{O\}$، (مخرج واحد لكل مدخل من متجهات الإدخال).

ج- اختيار قيمة موجبة لمستوى التدريب (صغيرة)، μ، وخاصية محددة، ومقدار خطوة التدريب التي ستمارسها الشبكة.

د- اختيار نوع الدالة اللاخطية.

هـ- اختيار الأسلوب الذي سيتم من خلاله إيقاف عملية التدريب، بعد اختيار قيمة محددة للخطأ المقبول في قيمة المخرج (تقارب القيمة صفراً في كثير من الأحيان). وعندما يتم بلوغ قيمة الخطأ هذه تتوقف الشبكة عن عملية التدريب.

وعندما تستكمل هذه الخطوات، نباشر ما يأتي:

أ- تحديد قيم عشوائية صغيرة لكل من مستوى العتبة Θ، والأوزان $w_j(0)$.

ب- تطبيق نمط محدد من المدخلات x_p، مع القيمة المناظرة من المخرجات T_p، حيث يمثل المتغير p عدد الأنماط المنتخبة في المجموعة.

ج- احتساب قيمة المخرج الحقيقي O، من المعادلة التالية:

$$O(k) = f\left[\sum_{j=0}^{N} w_j(k)x_j(k)\right]$$

أو بطريقة وصف المتجهات:

$$O(k) = f\left[w^T k(x)\right]$$

د- تبني الأوزان عبر استخدام العلاقة التكرارية:

$$w(k+1) = w(k) + \mu\left[T(k) - w(k)x(k)\right]x(k)$$

شريطة أن تسري العلاقة $0 \le k \le N-1$. وسيتم الوصول إلى المخرج المطلوب عند بلوغ مرحلة ثبوت قيمة الوزن.

هـ - تعاود الخطوات (أ- د) من جديد.

٢ - شبكة عصبونية ذات تغذية أمامية:

يكثر استخدام هذا النوع من الشبكات العصبونية الاصطناعية في ميادين تطبيقية متعددة. بداية يتم تحديد المتغيرات الآتية التي تلقي الضوء على مكونات الشبكة، وأهدافها:

أ- اختيار وظيفة الشبكة التي سيتم اعتمادها (مثل: التنبؤ، أو التمييز، أو التعميم، ... إلخ).

ب- توفير حجم كافٍ من أنماط المدخلات والمخرجات من البيانات الحقلية.

ج- تحديد عدد الطبقات التي تتألف منها الشبكة، وعدد العقد العصبونية في كل طبقة من هذه الطبقات.

د- اختيار الدالة اللاخطية، وقيمة محددة لمعدل التدريب.

هـ - تحديد خاصية خوارزمية إيقاف التدريب.

بعدها يصبح من الممكن تطبيق خوارزمية التدريب كما يلي:

أ- الشروع مع قيم عشوائية قريبة من الصفر للأوزان.

ب- اختيار قيمة التعلّم بحيث تكون منخفضة وموجبة.

ج- توفير معلومات كافية عن نمط المدخلات.

د- تحتسب قيمة مخرج العصبون من المعادلة التالية:

$$O_i(k) = f\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ij}(k)x_{ij}\right)$$

هـ - تحتسب القيمة المعدلة للأوزان من المعادلة التالية:

$$\Delta w_i = \mu O_i(k)x_{ij}$$

و - تكرر الفقرتان (د - هـ) لحين ثبوت قيمة المخرج والأوزان.

ز- تباشر العملية ثانية مع نمط آخر للمدخل، لنبدأ دورة جديدة من عملية التدريب.

٣ – استخدام أسلوب الامتداد الراجع Back Propagation:

وهـــو الـــذي تعتمـــد معـــادلات تدريبـــه علـــى العمليـــات التكراريـــة (Demuth,etal.,1998)، حيث تعتمد الخطوات التالية:

أ- اختيار وظيفة الشبكة التي سيتم اعتمادهـا (مثـل: التنبـؤ، أو التمييـز، أو التعميم،.... إلخ).

ب- توفير حجم كافٍ من أنماط المدخلات والمخرجات من البيانات الحقلية.

ج- تحديد عدد الطبقات التي تتألف منها الشبكة، وعدد العقد العصبونية فـي كـل طبقة من هذه الطبقات.

د- اختيار الدالة اللاخطية، وقيمة محددة لمعدل التدريب.

هـ- تحديد خاصية خوارزمية إيقاف التدريب.

بعدها يصبح من الممكن تطبيق خوارزمية التدريب كما يلي:

أ- تحديد قيم صغيرة لجميع المدخلات وبصورة عشوائية.

ب- اختيار أزواج التدريب $\left(x(k),T(k)\right)$.

ج- احتساب المخرجات الحقيقية الناتجة عن كل عصبون، وفي كـل طبقـة مـن طبقات الشبكة، ابتداء من طبقة الإدخال، ثم السير قدماً طبقة فطبقـة، باتجـاه بلوغ طبقة الإخراج. وتتم عملية الاحتساب بواسطة المعادلة:

$$O_j^l(k) = f\left(\sum_{m=0}^{N_{l-1}} w_{jm}^l O_m^{l-1}\right)$$

د- احتساب قيمة δ_i^l والفرق Δw_{ij}^l لكل مدخل من مدخلات العصبون، وفي كـل طبقة من الطبقات، ابتداء من طبقة الإخراج، مع اعتماد التتبع الارتجاعي طبقة فطبقة، لحين بلوغ طبقة الإدخال.

هـ - تحديث الأوزان.

و- تعاد الخطوات (ب - هـ) من جديد.

وتسري القاعدة نفسها المذكورة آنفاً على بقية أنواع الشبكات العصبونية. بصورة عامة يعد برنامج MATLAB من البرامج شائعة الاستخدام مع هذه الشبكات. ويمتاز هذا البرنامج بتوفير بيئة برمجية ثرية تساعد المستخدم على إنشاء نماذج بالغة التعقيد. من جهة أخرى هناك مجموعة كبيرة من البرمجيات التفاعلية التي لا تتطلب من المستخدم معرفة واسعة بالخوارزميات البرمجية مثل: NN-Plus، Easy، Thinker، Neuro Intelligence، وغيرها كثير يصعب حصره.

٢-٩ التناظر بين أنموذج العصبون والأنموذج الإحصائي:

هناك ثمة توافق كبير بين حقول تطبيقات الشبكات العصبونية والإحصاء. وينشأ هذا النوع من التطابق والتوافق نتيجة حتمية لوجود تقارب في بعض الجوانب التي تتصل بالنسق المفاهيمي الذي ارتكزت عليه الطريقتان في تحليل البيانات الحقلية.

فالإحصاء يعنى بتحليل البيانات، ويحاول إيجاد علاقات وصفية تؤشر نحو الأنموذج العشوائي الذي يصف عملية التغيير. وفي الوقت نفسه تبرز الشبكات العصبونية الاصطناعية بوصفها أداة تسعى إلى توفير نسق استدلال رياضي قابل للتعميم، من خلال معالجة البيانات التي يغزوها نوع من التشويش والاضطراب.

لقد كثرت البحوث والدراسات التي سعى أصحابها إلى إجراء مقارنات بين النسق المفاهيمي والرياضي للشبكات العصبونية الاصطناعية من جهة، والنماذج الإحصائية المختلفة من جهة أخرى. وقد أثمرت هذه المحاولات الناجحة في إعداد مقاربات بين اللغة الاصطلاحية المستخدمة في كل من هذين الميدانين الخصبين.

ويظهر في الجدول (٢-٥) جانب من أشكال التناظرات المقيمة بين هذه الاصطلاحات في كل من هذين النسقين.

جدول (٢-٥) التناظر بين اللغة الاصطلاحية للإحصاء والشبكات العصبونية.

الاصطلاح الإحصائي	اصطلاح الشبكات العصبونية
المتغير المستقل Independent Variable.	مدخل Input.
المتغير المعتمد Dependent Variable.	مخرج Output/ قيمة مستهدفة Target / قيمة التدريب Training Value.
الباقي Residual.	الخطأ Error .
التقدير Estimation.	التدريب Training / التعلّم Learning / التكيف Adaptation/ التنظيم الذاتي Self Organization.
خاصية التقدير Estimation Criteria	دالة الخطأ Error Function / دالة الكلفة Cost Function.
مشاهدة Observation.	نمط Pattern.
حساب المعاملات Parameter Estimation.	أوزان نقاط الاشتباك العصبوني Synaptic Weights.
التفاعل Interaction.	عصبونات ذات درجات عالية High Order Neurons.
التحويلات Transformation.	الارتباطات الوظيفية Functional Links.
تحليل الانحدار Regression Analysis.	التعلّم المراقب Supervised Learning.
تقليص البيانات Data Reduction.	التعلّم بدون مراقب Unsupervised Learning.
تحليل العنقود Cluster Analysis.	التعلّم التنافسي Competitive Learning.
التوليد Interpolation /الاستقراء Extrapolation.	التعميم Generalization.

ولأجل توضيح نقاط التقارب القائمة بين هاتين الآليتين، سنحاول الشروع في الوحدة الأولية للشبكة العصبونية الاصطناعية، فنقول: تتألف بنية العصبون من

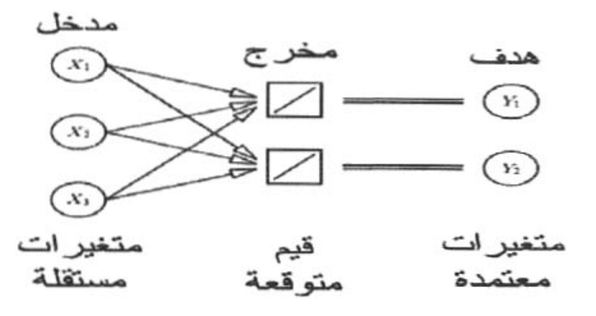
مجموعة مدخلات تتحول إلى متغيرات مستقلة في ضوء النسق المفاهيمي للإحــصاء. وتستخدم دالة تنشيط (تمتاز بسمة لاخطية في كثير من الأحيان) لحوســبة المــدخلات وإنتاج المخرجات المقابلة لها (Gorr,etal.,1994).

يوجد أكثر من نوع من هذه الدوال، مثل:

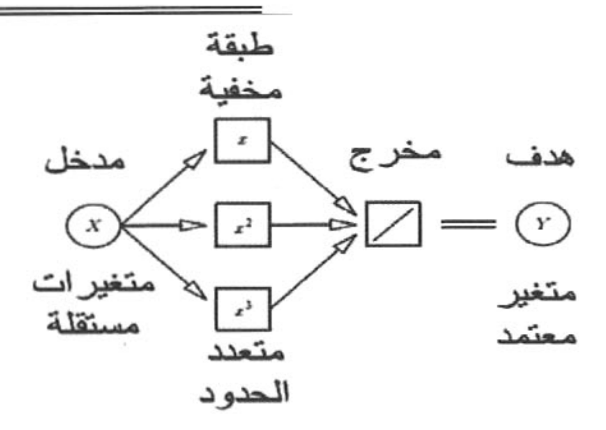
- دالة خطية.
- دالة مماس المقطع الزائد Hyperbolic Tangent.
- دالة لوغارتيمية Logistic.
- دالة عتبة Threshold.
- دالة جاوسية Gaussian.

وتسهم هذه الدوال في توجيه المدخلات ضمن مدى محدد تتراوح قيمته مــن (٠) إلى (١) ، أو (−١) إلى (١) (Dunis,etal.,2001).

ويناظر العصبون ذو الدالة الخطية أنموذج الانحدار الخطي في ميدان الإحصاء، وقد تتدرج بنيته بين أنموذج الانحدار الخطــي البــسيط Simple Linear Regression، باتجاه الأنموذج الخــطي المتعــدد Multiple Regression (Weisberg,1985) (انظــر الشكل ٢ – ٧)، و(الشكل ٢ – ٨).

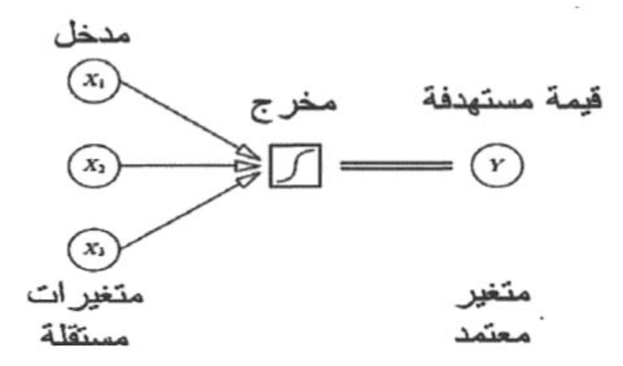


شكل (٢−٧) شبكة عصبونية بسيطة تناظر أنموذج انحدار خطي بسيط



شكل (٢-٨) شبكة عصبونية تناظر أنموذج انحدار متعدد الحدود

أما العصبون الذي يحتوي على دالة تنشيط لوغارتيمية، فتناظر بنيته الرياضية الانحدار اللوغارتيمي Logistic Regression (Hosmer,etal.,1989) (انظر الشكل ٢-٩).

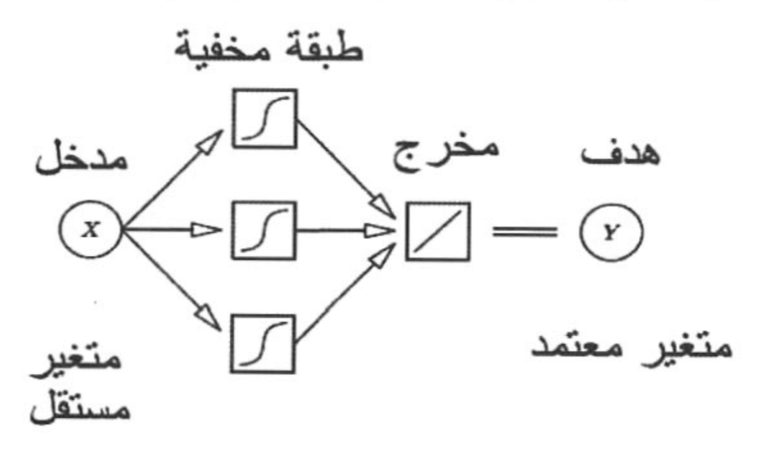


شكل (٢-٩) شبكة عصبونية لاخطية بسيطة تناظر أنموذج انحدار لوغاريتمي

إن إمكانية وجود مخرج واحد، أو مجموعة مخرجات ترتبط بالمدخلات، أو وجود طبقة مخفية واحدة، أو عدة طبقات، تنعكس بوضوح على النسق الإحصائي المعتمد، وتتطلب منا إعادة تشكيل المفاهيم الإحصائية التقليدية لكي تتلاءم مع النسق الذي طرحته آليات الحوسبة العصبونية بمختلف تداعياتها (Chatterjee ,etal.,1995).

وتبرز أمامنا مسألة تعدد الطبقات المخفية في الشبكة العصبونية، فتلقي بظلال التعقيد الرياضي المصاحب لبنية أنموذجها الرياضي. ونود التنويه بداية إلى أن الشبكات متعددة الطبقات المخفية لا تتطلب احتساب أكثر من فئة واحدة منها (Kutsurelis,1998).

بالمقابل إذا تضمن الأنموذج الأوزان المحسوبة بين المدخلات، والطبقة المخفية المجاورة لها، وكانت دالة التنشيط المستخدمة في الطبقة المخفية من النوع اللوغاريتمي، فسيصبح الأنموذج من النوع اللاخطي (Warren,1994) انظر الشكل (٢-١٠).

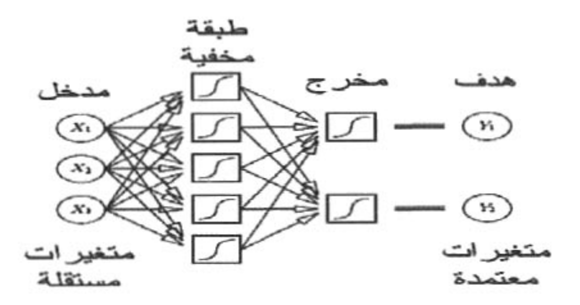


شكل (٢-١٠) شبكة عصبونية متعددة الطبقات تناظر أنموذج انحدار لاخطي بسيط

يعد أنموذج الطبقات العصبونية المتعددة MLP من النماذج متعددة الاستخدامات، ويمتاز بمرونة عالية، وقدرة افتراضية مميزة لتقريب أية دالة بدقة عالية نتيجة للسمة اللاخطية التي يتميز بها، مع قدرته على احتواء عدد كبير من الطبقات، والعصبونات الموجودة فيها. من أجل هذا عده البعض أداة تقريب شاملة Universal Approximater (White,1992).

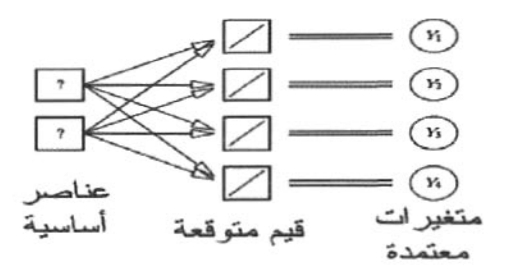
كذلك يستخدم هذا الأنموذج عندما تكون معرفتنا شحيحة بطبيعة العلاقات السائدة بين المتغيرات المستقلة، والمتغير المعتمد. ويمكن تغيير درجة التعقيد بهذا الأنموذج

في ضوء تغيير عـــدد الطبقـــات المخفيـــة، وعـــدد العـــصبونات الموجـــودة فيهـــا (Warren,1994) (انظر الشكل ٢-١١).



شكل (٢-١١) شبكة عصبونية متعددة الطبقات تناظر أنموذج انحدار لاخطي متعدد الحدود

وعندما يكون عدد عصبونات الطبقات المخفية محدوداً تصبح الطبقات العصبونية المتعددة من فئة النماذج العاملية Parametric Models التي تعد بديلاً مناسباً لأنمـــوذج الانحدار الخطي المتعدد Polynomial Regression (انظر الشكل ٢-١٢).



شكل (٢-١٢) التحليل العاملي الأولي بواسطة شبكة عصبونية

وفي حالة الشبكة العصبونية متعددة الطبقات المستخدمة لمحاكاة منحنى أنمـــوذج انحدار لاخطي بسيط، وباستخدام مدخل واحد، ومخرج خطي واحد، وبطبقـــة مخفيـــة واحدة، وبدالة تنشيط لوغاريتمية. عند هذه الحالة نلحظ أن المنحنى يحتوي على أكثر من منطقة تذبذب Wiggles في ضوء عدد الطبقات المخفية المستخدمة. وتسلك هـــذه الشبكة المبسطة سلوكاً مشابهاً لأنموذج الانحدار المتعدد إلى حد كبير (Warren,1994).

ونظراً لامتياز هذا النوع من النماذج الإحصائية بمعاملات خطية، فإن عملية ملاءمتها Fitting ستكون سهلة، مع بقاء وجود عقبات تتعلق بالدقة العددية في حال وجود عدد ملحوظ من التذبذبات فيها.

لقد حاول العاملون في ميدان الحوسبة العصبونية، بذل جميع ما في وسعهم لتوسيع دائرة تطبيقات الأنموذج العصبوني على طيف واسع من حقول الواقع، وقد نجح كثير من هذه المحاولات في تحقيق أهدافها. بيد أن ما يتوهمه البعض حول السهولة المصاحبة لتوظيف منطق الصندوق الأسود على دراسة الحالات المطروحة، وعدم الحاجة إلى فهم مسبق بالحالة قيد الدراسة لا يزيد عن كونه خرافة علمية لا تستند إلى فهم صحيح بالموضوع.

نحن لا ننكر تجاوز هذا النوع من المعالجة الكثير من العقبات المصاحبة للمعالجات التقليدية، بيد أنه بالمقابل يتطلب فهماً عميقاً بجوانب المسألة، وخبرة رصينة بطبيعة البيانات المستخدمة.

بصورة عامة يوظف الإحصائيون ذكاءهم الفطري في فهم مكونات العملية الإحصائية المناظرة للواقعة المدروسة، فيعمدون إلى تبني فرضيات، واقتراح نماذج مناسبة، وفحص افتراضات، في محاولة منهم للظفر بمقاربة بين الأنموذج المقترح، ونمط البيانات الحقلية.

وهذا يعني وجود حاجة أكيدة إلى ذهن بشري متوقد، مفعم بالخبرات العلمية، وقدرة تحليلية / تركيبية للتعامل مع البيانات الحقلية، ومهما كانت بساطة الأنموذج المستخدم للتعامل معها. وكذلك الحال مع الشبكات العصبونية الاصطناعية، ودون أن يكون ثمة تعارض بين أنساقهما المفاهيمية. ونأمل أن توفر لنا البحوث المتقدمة في هذين المضمارين التحليليين المزيد من نقاط التقارب، وأن تتوافر أمامنا فرص أفضل لتكامل الأداء المشترك عند التعامل مع البيانات الميدانية.

٢-١٠ أمثلة تطبيقية:

سنحاول أن نتناول مثالين حول توظيف الشبكات العصبونية على أرض أنشطة اقتصادية سهلة التناول.

المثال الأول: شركة تجارة مواد تموينية:

يعالج هذا المثال شركة لتجارة المواد التموينية، تعمد إدارتها إلى تعديل أسعار البضاعة المعروضة لديها في ضوء حاصل المبيعات صبيحة كل يوم عمل.

ويحاول المدير التجاري، وفريق المحاسبين، تحديد هامش ربح مقبول، مع وجود قناعة كافية بأن زيادة هامش الربح قد تكون لها آثار سلبية ولا تنعكس بصورة مباشرة على ضمان ربح أعلى للشركة.

وقد أظهرت خبرتهم بالعمليات التجارية أن وصول أسعار المواد التموينية المعروضة لديهم إلى مستوى معين، ينعكس بجلاء في تقليص حجم الأرباح نتيجة لتناقص حجم المبيعات. ولغرض الوصول إلى قرار اقتصادي يرتكز على أسس رياضية متينة سنحاول أن نوظف شبكة عصبونية، ونترك لها فرصة كافية للتعلّم والتدريب على البيانات المتوافرة في سجلات الشركة، للظفر بالعلاقة الموجودة بين الأسعار المثبتة للبضائع المعروضة بالشركة من جهة، ودورة رأس المال والربحية من جهة أخرى.

وفي ضوء مخرجات الأنموذج العصبوني المقترح ستتوافر للمدير المالي فرصة مطالعة أفضل توليفة سعرية للمواد التموينية التي تضمن أفضل ربحية، أو أفضل دورة لرأس المال.

يظهر في الجدول (٢-٦) تفاصيل المواد التموينية المعروضة، وأسعارها، وتفاصيل الربحية، ودورة رأس المال.

جدول (٢-٦) تفاصيل أسعار المواد التموينية المعروضة في الشركة

اليوم	أسعار بيع المواد التموينية المطروحة في الشركة (وحدة سعرية/كيلو غرام)																الدورة، وحدة سعرية	الربحية، وحدة سعرية
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P		
١	٢٦	٣٠	١٢	١٨	١٠	٤٠	٣٨	٣٩	٣٨	٥٢	٣٤	٢٢	٢٩	٨٥	٨٠	٣٤	٥٣٢,٦٥	١٤٣,٩
٢	٣٨	١٦	١٥	٣٤	٢٤	٥٦	٣٨	٤٢	٥٥	٧٦	٣٩	٥٥	٣٠	٧٥	١٥٠	٨٠	٤٢٥,٠	١٠٤,٠
٣	٣٠	١٨	١٢	٣٠	١٦	٤٩	٢٩	٢٩	٥٥	٧٠	٣٩	٤٩	٢٩	٧٥	١٤٩	٧٩	٤٥٦,٠	١٠٦,٠
٤	٣٠	٢٩	١٥	٢٢	١٢	٤٥	١٦	٢٣	٤٤	٥٢	٤٤	٤٥	٣٥	٨٠	١٣٠	٦٥	٥١٠,٠	١٤٤,٠
٥	٢٠	٢٣	٢٤	٣٠	١٢	٤٥	٢٢	٢٨	٥٢	٧٠	٤٠	٦٠	٤٠	٧٥	١٤٠	٥٠	٤٥٠,٠	١٠٨,٠
٦	٢٢	٣٠	١٨	١٨	١٦	٤٦	٢٢	٢٠	٥٠	٦٥	٣٥	٤٩	٣٠	٧٠	١٥٠	٥٠	٥٥٠,٠	١٤٢,٠
٧	٣٨	١٥	٢٠	٣٠	٢٠	٤٠	٣٠	٣٠	٤٥	٦٥	٢٩	٤٩	٢٩	٦٥	١٠٠	٤٥	٦١٠,٠	٩٦,٠
٨	٣٧	١٦	١٩	٣٢	١٩	٣٩	٢٥	٢٣	٤٢	٦٠	٣١	٥٣	٣١	٧٥	١٣٠	٢٥	٦٢٦,٠	١٠٢,٠
٩	٢٦	١٧	١٨	٣٣	١٨	٤٢	٣٢	٣٧	٥٢	٨٠	٣٢	٢٢	٣٤	٧٥	١٣٠	٣٥	٥٩٣,٠	١٢٨,٠
١٠	٣٩	٢٩	١٩	٢٤	١٣	٦٢	١٩	٣٨	٤٧	٦٠	٣٩	٣٥	٣٩	٧٩	١٣٩	٥٩	٥٠٨,٠	١٢٦,٠
١١	٣٨	٢٠	٢٩	٢٤	١٥	٤٩	١٩	١٩	٤٩	٧٠	٣٩	٤٥	٣٩	٨٥	١٦٠	٤٦	٦٦٨,٠	٩٩,٠
١٢	٢٨	١٦	٢٥	٢٠	١٠	٤٢	١٥	١٥	٣٩	٦٠	٣٠	٣٩	٣٣	٦٥	٩٥	٣٥	٥٣٢,٠	١٣٤
١٣	١٥	١٣	١٨	٢٤	١٢	٣٥	١٦	١٧	٣٨	٦٠	٢٨	٢٩	٣٠	٥٥	٨٠	٣٤	٦٢٥,٠	٩٨,٠
١٤	٤٢	٢٤	٢٣	٢٦	٢٢	٥٤	٣٢	٣١	٦٧	٧٠	٣٥	٥٢	٣٣	٨٠	١٢٠	٥٠	٦٢٨,٠	١٠٥

لحل هذه المسألة تم اقتراح شبكة عصبونية تتألف مدخلاتها من فقــرات المــواد التموينية المعروضة في الشركة، أما المخرجات فشملت عــاملي دورة رأس المـــال، والربحية المتحققة.

ثم بوشر بإعداد المعمارية المطلوبة لتشكيل الشبكة التي ستمارس عملية التدريب والمران على البيانات المالية المتوافرة لدينا. ويظهر الجدول (٢-٧) تفاصيل معمارية الشبكة العصبونية المقترحة.

جدول (٢-٧) خصائص معمارية الشبكة العصبونية مع تفاصيل متفرقة

الفقرة	التفاصيل
عدد المدخلات	١٦
عدد المخرجات	٢
عدد الطبقات المخفية	١
عدد العقد العصبونية في الطبقة المخفية	٩
معدل التدريب	٠,٦٠٠
الخطأ المستهدف	٠,٠٥٠
معدل الخطأ في التدريب	٠,٠٤٧
عدد دورات التدريب	١٠٠

بعد استكمال بناء الشبكة، وإدخال البيانات، وتحديد المخرجات، بوشر بتـــدريبها على المعلومات المتوافرة فى (الجدول ٢-٦) للوصول إلى القيم المستهدفة من عمليات البيع. وقد اعتمدت قيمة تكرار عملية التدريب بمقدار (١٠٠) دورة تدريبية.

يلاحظ بوضوح من الجدول (٢-٨) أن أقل قيمة للخطـــأ الطبيعـــي Normalized Error قد بلغت (٠,٠٠٩٥٥٦)، وهي قيمة جيدة إلى حد كبير.

جدول (٢-٨) الخطأ الطبيعي لنتائج تدريب الشبكة على البيانات

اليوم	الخطأ الطبيعي
١٠	٠,١٢٦٤٣٦
١٢	٠,٠٧٦١٩٠
١١	٠,٠٧٣٩٥٧
٣	٠,٠٦٤٠١٠
١	٠,٠٦٠٢٢٣
٧	٠,٠٤٨٥١٩
٦	٠,٠٤٧٤٥٢
٥	٠,٠٣٥٦٥٥
٩	٠,٠٣١٧٤١
٨	٠,٠١٤١٢٨
٤	٠,٠١١٨٣٠
٢	٠,٠١١٤٢٢
١٣	٠,٠٠٩٥٥٦

أما الجدول (٢-٩) فيظهر بوضوح مقياس أهمية عناصر إدخال الشبكة (مفردات المواد التموينية) بعد أن تم ترتيبها بصوة تنازلية (المادة الأكثـر وزنـاً فـي أعلـى العمود).

جدول (٢-٩) مقياس أهمية المدخلات

رمز المادة	مقياس الأهمية
D	٩,٧٣٩٦
A	٨,٧١٨٦
O	٨,٣٥٩٧
M	٦,٧٤١٧
K	٦,٥٤٩١
G	٦,٢٣٩٦
C	٥,٧٥٦٥
N	٥,١٦١١
I	٥,١١٧٨
F	٤,٩٧٨٧
L	٤,٥٤٥٥
B	٤,٥٠٣٠
E	٤,٢٨٤٨
H	٣,٨٣٥٣
J	٢,٩١٠٤

ويظهر في الجدول (٢-١٠) تفاصيل المتغيرات الخاصة بالعقد العصبونية المقيمة على الشبكة العصبونية الاصطناعية المعتمدة في حل المسألة بعد إكمال عملية التدريب، وبتكرار قدره (١٠٠) دورة تدريبية. وقد أوردت ضمن هذا الجدول قيم المدخلات لكل عقدة، ودالة التنشيط، والنزعة الموجهة، والخطأ.

جدول (٢-١٠) مدخلات العقد العصبونية بالشبكة المقترحة لحل المسألة

العقدة	المدخل	التنشيط	النزعة الموجهة	الخطأ
طبقة الإدخـــال				
A	٠,٩٠٠٠	٠,٩٠٠٠	٠,٠٩٦٤	٠,٠٠٠٠
B	١,٠٠٠٠	١,٠٠٠٠	-٠,٢٣٣٧	٠,٠٠٠٠
C	٠,٠٠٠٠	٠,٠٠٠٠	٠,١٧٧١	٠,٠٠٠٠
D	٠,٠٠٠٠	٠,٠٠٠٠	-٠,٠٨٤٤	٠,٠٠٠٠
E	٠,٠٠٠٠	٠,٠٠٠٠	-٠,٤٠٨٨	٠,٠٠٠٠
F	٠,٢٠٠٠	٠,٢٠٠٠	-٠,٠٢١١	٠,٠٠٠٠
G	١,٠٠٠٠	١,٠٠٠٠	-٠,١٩٠٣	٠,٠٠٠٠
H	٠,٩٠٠٠	٠,٩٠٠٠	٠,١٢٢٦	٠,٠٠٠٠
I	٠,٠٠٠٠	٠,٠٠٠٠	-٠,٠٩٢٨	٠,٠٠٠٠
J	٠,٠٠٠٠	٠,٠٠٠٠	٠,٤٦٢٥	٠,٠٠٠٠
K	٠,٤٠٠٠	٠,٤٠٠٠	٠,٣٣٠٩	٠,٠٠٠٠
L	٠,٠٠٠٠	٠,٠٠٠٠	-٠,١٦٠٨	٠,٠٠٠٠
M	٠,٠٠٠٠	٠,٠٠٠٠	٠,٣٢٥١	٠,٠٠٠٠
N	١,٠٠٠٠	١,٠٠٠٠	٠,٢٨١٩	٠,٠٠٠٠
O	٠,٠٠٠٠	٠,٠٠٠٠	٠,٣٢٦٧	٠,٠٠٠٠
P	٠,٠٠٠٠	٠,٠٠٠٠	٠,٤٦٨١	٠,٠٠٠٠
الطبقة المخفيـــة				
١	-٠,٨٠١٦	٠,٣٠٩٦٩	-٠,٦٦٨٥	٠,٠٠٠٩٥
٢	٢,٦٩٨٢	٠,٩٣٦٣٨	١,١١٤٢١	٠,٠٠٨١٦
٣	١,٦٣٠٩٢	٠,٨٣٦٢٩	-٠,١٤٨	٠,٠٠٢٤٨
٤	-٥,٢٥٨٦	٠,٠٠٥١٨	-٠,١٢٠٤	-٠,٠٠٤٩
٥	٠,٣١٥٤٩	٠,٥٧٨٢٢	-٠,٠١٧٢	٠,٠٠٣٢٨

العقدة	المدخل	التنشيط	النزعة الموجهة	الخطأ
٦	-٣,١٨٠٦	٠,٠٣٩٩	-٠,١٧٣٩	-٠,٠٠٢٥
٧	١,٣٥٤٧٥	٠,٧٩٤٩١	-٠,١٠٤٢	٠,٠٠٤٨٤
٨	-١,٦١١٥	٠,١٦٦٣٨	١,٠٦٢٥٢	-٠,٠٠١١
٩	-١,٧٦٥٤	٠,١٤٦١٢	-٠,٦٢٥٣	-٠,٠٠٢٩
طبقة الإخــراج				
العقدة	المدخل	التنشيط	النزعة الموجهة	الخطأ
الربح	٦,٧٨٢٩٤	٠,٩٩٨٨٧	-١,١٩٧٤	٠,٠١١٧١
الدورة	٠,٠٦٧٢٧	٠,٥١٦٨١	-١,٣٣٢٢	٠,٠٠٧٤

وأخيراً يتجلى من البيانات الموجودة في الجدول (٢-١١) الحساسية المناظرة للتغير السعري في كل فقرة من فقرات المواد التموينية (مرتبة تنازلياً).

جدول (٢-١١) حساسية أنموذج الشبكة العصبونية للتغير في الأسعار

رمز المادة	مدى التغير السعري		الحساسية
	من	إلى	
E	١٠	٢٤	٠,٤٣٨
H	١٥	٤٢	٠,٣٤١
P	٣٤	٨٠	٠,٣٣٠
L	٢٢	٦٠	٠,٣٠٩
G	١٥	٣٨	٠,٢٥٩
A	١٥	٤٢	٠,٢٥٨
N	٥٥	٨٥	٠,٢٥٠
F	٣٥	٦٢	٠,٢٤٩

رمز المادة	مدى التغير السعري		الحساسية
	من	إلى	
J	٥٢	٨٠	٠,٢٤٤
B	١٣	٣٠	٠,٢٠٥
K	٢٨	٤٤	٠,١٦٢
O	٨٠	١٦٠	٠,١٤١
C	١٢	٢٩	٠,١٤٠
D	١٨	٣٤	٠,١٠٤
I	٣٨	٦٧	٠,٠٨٩
M	٢٩	٤٠	٠,٠٤٣

ويمكن أن تستثمر هذه البيانات في تحديد أطر التغييرات المثلى بأسعار المواد لضمان أفضل ربحية للشركة.

المثال الثاني: موازنة بين أسعار المساكن:

يعرض هذا المثال كيفية توظيف الشبكات العصبونية في تحديد أسعار المساكن المطروحة للبيع في ضوء الخصائص المعمارية لها، وتفاصيل أخرى تستأثر باهتمام الزبون الذي قد يفكِّر باقتنائها على أساس موازنة اقتصادية سليمة.

بصورة عامة تصعب صياغة أنموذج رياضي تقليدي، لاحتواء جميع المتغيرات الحاكمة لصنع قرار دقيق بخصوص الثمن المثالي لمسكن نريد اقتناءه، بسبب تداخل بعضها مع بعض. من أجل هذا يبرز أنموذج الحوسبة العصبونية بوصفه خياراً مناسباً لتحقيق ذلك.

تم انتقاء عدد مقبول من المتغيرات الحاكمة لأوصاف المنزل المطلوب التي يعرضها العاملون في مكاتب بيع المساكن لزبائنهم، مع تحديد ثمانية محددات جغرافية

للمنطقة التي نريد أن يقع منزلنا المستقبلي فيها (SK_1-SK_8). وقد تعمدنا تغييب بعض البيانات عن قائمة الإدخال لكي تتجلى لنا قدرة هذا الأنموذج على تجاوزها وإصـــدار القرار المناسب رغم ذلك.

ولزيادة دقة الأنموذج اعتمدت بيانات عينة عشوائية ضمت أكثر من (٦٠) منزلاً في تلك المنطقة.

بداية يظهر الجدول (٢-١٢) تصميم معمارية الشبكة العصـــبونية للأنموذج المقترح.

جدول (٢-١٢) خصائص معمارية الشبكة العصبونية مع تفاصيل متفرقة

الفقرة	التفاصيل
عدد المدخلات	١٧
عدد المخرجات	١
عدد الطبقات المخفية	١
عدد العقد العصبونية في الطبقة المخفية	١٠
معدل التدريب	٠,٦٠٠
الخطأ المستهدف	٠,٠٥٠
معدل الخطأ في التدريب	٠,٠٤٩٩١٩
عدد دورات التدريب	٤١

تم اختيار شبكة عصبونية متعددة الطبقات، تحتوي علـــى (١٧) مـــدخلاً تمثـــل الخصائص الأساسية للمسكن، ومخرج واحد يناظر سعر المسكن. واحتوت الـــشبكة العصبونية على طبقة مخفية واحدة ضمت (١٠) عقد عصبونية. وحددت نسبة (٥%) للخطأ المستهدف.

وقد استثمرت البيانات الميدانية التي تتداولها مكاتب بيع الدور السكنية في تهيئـــة مدخلات للأنموذج العصبوني المقترح. وقد صنفت أنواع المساكن في ضوء جملة من

المتغيرات التي يهتم المستهلك بمفرداتها التفصيلية عندما يرغب فى اقتناء أحـد هـذه المساكن. بلغ حجم البيانات الميدانية (٦٠) مسكناً بمواصفات مختلفة تغطي طيفاً واسعاً من اهتمامات الزبائن بمختلف ميولهم، وطبقاتهم الاجتماعية، ومستوياتهم الثقافية.

وقد أدرجت في الجدول (٢-١٣) عينة من هذه البيانات شملت (٦) مساكن مـن عينة المساكن الستينية.

جدول (٢-١٣) عينة من مدخلات الأنموذج المقترح

المتغير	مسكن ١	مسكن ٢	مسكن ٣	مسكن ٤	مسكن ٥	مسكن ٦
تدفئة وتبريد	لا	نعم	نعم	لا	لا	نعم
مرآب	لا	لا	لا	٣	لا	لا
غرف نوم	٢	٣	٣	؟	٣	٣
غرف حمام	١	١	٢	٢	١	١
غرف أخرى	٢	٢	٢	لا	٣	٣
سطح	نعم	نعم	نعم	نعم	نعم	لا
شبه منفصل	نعم	لا	لا	لا	لا	نعم
منفصل	لا	لا	لا	لا	لا	لا
نوافذ محمية	لا	لا	لا	لا	لا	لا
SK_1	نعم	لا	لا	لا	لا	لا
SK_2	نعم	لا	لا	لا	لا	لا
SK_3	نعم	لا	لا	لا	لا	لا
SK_4	لا	لا	نعم	لا	لا	لا
SK_5	لا	نعم	لا	نعم	نعم	نعم
SK_6	لا	لا	لا	لا	لا	لا
SK_7	لا	لا	لا	لا	لا	لا
SK_8	نعم	لا	لا	لا	لا	لا
الثمن	٣٥٥٨١	٣٤٩٥٠	٣٤٩٥٠	٣٦٩٥٠	٣٨٥٠٠	٣٨٩٢٠

أثمرت عملية تدريب الشبكة العصبونية المقترحة، والحوسبة العصبونية المصاحبة لها بإظهار الارتباطات الموجودة بين متغيرات الأنموذج التي أودعت في الجدول (٢-١٤) بعد ترتيبها بصورة تنازلية.

جدول (٢-١٤) الارتباطات التي ظهرت بين متغيرات الأنموذج المقترح

المتغير الأول	المتغير الثاني	قوة الارتباط
SK_5	SK_3	٢٤,٦٨٠٦٨٥
نوافذ محمية	تدفئة وتبريد	٢٠,٢٧١٢٤٠
SK_6	SK_5	١٨,٧٧٩٩٩٦
SK_3	SK_7	١٧,٤٢٣٦٥١
SK_4	SK_5	١٦,١٧٧٤٠٦
SK_8	SK_7	١٥,٤٤٠٣٣٦
منزل شبه منفصل	منزل منفصل	١٥,١٨٣٢٣٤
مرآب	تدفئة والتبريد	١٤,٩٥٢٠٢٨
غرف أخرى	سعر	١٤,٨٨٠٠٤٣
SK_7	SK_4	١٣,٩٠٠٩٥١
تدفئة وتبريد	بقية الغرف	١٣,٨٣٧٧١٥
غرف استحمام	مرآب	١١,٢١٧٩٧٩
سطح	منزل شبه منفصل	١١,٠١٧٣٦٦
غرف نوم	سعر	٨,٧١٢٧٢٣
سعر	غرف نوم	٨,٤١٥٦٩٦
SK_2	مرآب	٥,٠١٥٦٠٩
SK_1	منزل شبه منفصل	٤,٤٤٣٣٨٠

أما الخطأ الطبيعي المصاحب لكل حالة من الحالات المدروسة فقد أودعت في الجدول (٢-١٥) مع الحدود العليا، والدنيا، والقيم المتوسطة.

جدول (٢-١٥) قيم الخطأ الطبيعي مرتبة تنازلياً للعينة المنتخبة

المسكن	الخطأ الطبيعي
٣٧	٠,٢١٧٩٦
٥٩	٠,١٩٧٤٥٧
٤١	٠,١٨٨٨٤٣
٤٣	٠,١٤٦٩٥٢
٣٤	٠,١٤٢٢١٤
٣٢	٠,١٣٤٢٩٣
٣٥	٠,٠٩٩٧٦٠
٣٣	٠,٠٧٩٩٥٣
١١	٠,٠٧٦٧٥٣
٥٦	٠,٠٧٣٥٩٤
١٨	٠,٠٧١٦١٦
٢٨	٠,٠٦٩٩٣٢
٢٠	٠,٠٦٧٨٧٠
٢٣	٠,٠٦٠٧٠٠
٤٧	٠,٠٥٨١٧٣
القيمة العليا	٠,٢١٧٩٦٠
المتوسط	٠,٠٤٩٧٨٩
القيمة الدنيا	٠,٠٠٠٣٠٢

ويظهر في جدول (٢-١٦) مقياس أهمية كل مدخل من مدخلات الأنموذج العصبوني المقترح لحل هذه المسألة.

جدول (٢-١٦) مقياس أهمية المدخلات

المدخل	مقياس الأهمية
غرف نوم	٧,٣٦٣٨
غرف أخرى	٦,٨٠٠٠
SK_7	٤,١٣٥٤
نوافذ محمية	٣,٤٤١٤
SK_6	٣,٢٤٥٥
سطح	٣,٢٢٣١
غرف حمام	٣,١٠٥٣
مرآب	٣,٠٦٠٠
تدفئة وتبريد	٢,٨٨٧٣
شبه منفصل	٢,٧٩٢٩
SK_5	٢,٧٢١١
SK_4	٢,٧٠٤٠
SK_3	٢,٦٩٣٣
SK_8	٢,٦٨٥٧
SK_1	٢,٦٣٣٧
منفصل	٢,٣٠٤٨
SK_2	٢,١٨٦٩

أما جدول (٢-١٧) فيبرز حساسية الأنموذج إزاء التغير الحاصل في كل متغير من المتغيرات النوعية الحاكمة لخصائص المساكن.

جدول (٢-١٧) حساسية أنموذج الشبكة العصبونية للتغير في الأسعار

المتغير	مدى التغير		الحساسية
	من	إلى	
غرف أخرى	٢	٥	٠,٣٧٤
غرف حمام	٢	٥	٠,٣٧٣
تدفئة وتبريد	لا	نعم	٠,١٥٥
مرآب	لا	نعم	٠,١٣٢
سطح	لا	نعم	٠,١٣١
غرف نوم	١	٣	٠,١٢٠
منفصل	لا	نعم	٠,١١٧
SK_1	لا	نعم	٠,٠٩٦
SK_7	لا	نعم	٠,٠٦٧
شبه منفصل	لا	نعم	٠,٠٥٢
نوافذ محمية	لا	نعم	٠,٠٤٨
SK_8	لا	نعم	٠,٠٣٩
SK_2	لا	نعم	٠,٠٣٣
SK_3	لا	نعم	٠,٠٢٠
SK_6	لا	نعم	٠,٠١٣
SK_4	لا	نعم	٠,٠١٢

لقد أثبت هذا الأنموذج قدرة متميزة على توفير نتائج دقيقة عن القيم المتوقعة لأسعار المساكن المعروضة للبيع في المناطق المتاخمة لموارد البيانات. ويمكن زيادة مساحة تطبيقه على أماكن أخرى بعد توفير بيانات ميدانية أكثر من مناطق أخرى.

مراجع الفصل الثاني

1. Cerny , P.A.,. Data mining and Neural Networks from a Commercial Perspective, Aim Proximity, Auckland, New Zealand, Student of the Department of Mathematical Sciences ,University of Technology Sydney, Australia, 2001.
2. Chatterjee ,S. & M. Laudato , Statistical Applications Of Neural Networks, Northeastern University, Boston, Massachusetts, November, 1995.
3. Dasgupta, C.G., G.S. Dispensa, & S. Ghose, Comparing the Predictive Performance of a Neural Network Model with Some Traditional Market Response Models, International Journal of Forecasting, 10(2), September 1994, 235-44.
4. Demuth, M., & M. Beale, Neural Network Toolbox For Use with MATLAB, The Math Works, Inc., 1998.
5. Dorffner,G., Neural Networks For Time Series Processing, Dep. Of Medical Cybernetics & Artificial Intelligence, University of Vienna, 1996.
6. Dunis, C.L. & J. Jalilov, Neural Network Regression and Alternative Forecasting Techniques for Predicting Financial Variables, Liverpool Business School, April 2001.
7. Frank R.J. & S.P.Hunt, Time Series Prediction and Neural Networks, Department of Computer Science, University of Hertfordshire, Hatfield, UK,1998.
8. Fu,L.,Neural Networks in Computer Intelligence, 1st Edition, McGraw Hill, NewYork,1994.
9. Fuller , R., Neural Fuzzy Systems, Abo Akademi University, ISSN 0358-5654, 1995.
10. Gan ,J.Q., Problem Solving Using Neural Networks: A Tutorial ,University of Essex, 2003.
11. Giacomini , E., Neural Networks in Quantitative Finance, Master Thesis submitted to Institute for Statistics and Econometrics CASE - Center for Applied Statistics and Economics Humboldt-Universit¨at zu Berlin, Berlin, December 23, 2003.
12. Gleitman, H., Psychology, W.W. Norton and Company, New York,1991.
13. Gorr, W.L., D. Nagin, & J. Szczypula, Comparative Study of Artificial Neural Network and Statistical Models for Predicting Student Grade Point Averages, International Journal of Forecasting, 10(1), June 1994, 17-34.

14. Ham,F.M. & I.Kostanic, Principles of Neurocomputing for Science & Engineering, McGraw-Hill Higher Education,USA,2001.
15. Herbrich,R., M. Keilbach, T. Graepel, P. Bollmann-Sdorra, & K.Obermayer, Neural Networks In Economics Background, Applications and New Developments , nn98.tx, 1999.
16. Hill ,T., Artificial Neural Network Models For Forecasting And Decision Making, University of Hawaii ,1993 .
17. Hornik, K., Some New Results On Neural Network Approximation, Neural Networks, 6, 1069-1072,1992.
18. Hosmer, D.W. & S. Lemeshow, Applied Logistic Regression, John Wiley & Sons, New York, 1989.
19. Joerding, W.H., Y. Li, & D.L. Young, Feed-forward Neural Network Estimation of a Crop Yield Response Function, Journal of Agricultural and Applied Economics, 26(1), July 1994, 252-63.
20. Kartalopoulos,S.V., Understanding Neural Networks & Fuzzy Logic: Basic Concept & Applications, IEEE Press,USA,1996.
21. Khajanchi ,A., Artificial Neural Networks: The Next Intelligence,2003, Available At: http://www.fairisaac.com.
22. Kutsurelis, J.E, Forecasting Financial Markets Using Neural Networks: An Analysis Of Methods And Accuracy, United States Navy, Naval Postgraduate School, Monterey, California, 1998.
23. Lee, K. H., Model Selection for Neural Network Classification, Duke University, June 2000.
24. Lobunets , O., Introduction to Neural Networks Theory and Applications, Lecture Notes, 2004.
25. Mattecci,M., Soft Computing: Applications Technique, Department of Electronics & Information,Milano,2002.
26. McCullagh, P. and J.A., Nelder, Generalized Linear Models, 2nd ed., London: Chapman & Hall,1989.
27. Pederson, P.E., Validating A Neural Network Application- The Case of Financial Diagnosis, Department of Economics & Business Administration, Norway, 1996.
28. Principie,J.c., N.R. Euliano & W.C. Lefebvre, Neural & Adaptive Systems: Fundamentals Through Simulations, John Wiley & Sons Inc.,USA, 2000.
29. Rao ,V.B.,C++ Neural Networks and Fuzzy Logic, MTBooks, IDG Books Worldwide, Inc., 1995.
30. Rech , G., Forecasting With Artificial Neural Network Models, Department Of Economic Statistics, Stockholm School Of Economics, Sweden,2002.

31. Ripley ,B.D., Can Statistical Theory Help Us Use Neural Networks Better?, Department of Statistics, University of Oxford, Interface 97. 29th Symposium on the Interface: Computing Science and Statistics,1997.
32. Sandhu, N. & R. Finch, Artificial Neural Networks and Their Applications, 16th Annual Progress Report, June 1995.
33. Sarle, S.W., Neural Networks and Statistical Models, Proceedings of the Nineteenth Annual SAS Users Group International Conference, April, 1994.
34. Sen , M., Lecture Notes On Intelligent Systems, Department of Aerospace and Mechanical Engineering, University of Notre Dame, IN 46556, January 20, 2004.
35. Shachmurove, Y., Applying Artificial Neural Networks to Business, Economics and Finance, Department of Economics, The City College of the City University of New York and, The University of Pennsylvania, 2003.
36. Shalkoff,R.J., Artificial Neural Networks, McGraw-Hill, USA, 1997.
37. Shapiro, A.F., Capital Market Applications of Neural Networks, Fuzzy Logic & Genetic Algorithms, Penn State University,2003.
38. Sontag, E.D., Feedback Stabilization Using Two-Hidden-Layer Nets, IEEE Transactions on Neural Networks, 3, 981-990,1992.
39. Tan, C., An Artificial Neural Networks Primer with Financial Applications Examples in Financial Distress Predictions and Foreign Exchange Hybrid Trading System , Bond University, 1997.
40. Warren, S.S., Neural Networks and Statistical Models, Proceedings of The Nineteenth Annual SAS User's Group International Conference,USA,1994.
41. Weisberg, S., Applied Linear Regression, John Wiley & Sons, New York, 1985.
42. White, H., Artificial neural Networks: Approximation and Learning Theory, Blackwell, Oxford,UK,1992.
43. Yao , J. T., Knowledge Based Descriptive Neural Networks, Department of Computer Science,, University or Regina, Canada, 2003.
44. Zhao ,L., F. Collopy & M. Kennedy, The Problem of Neural Networks in Business Forecasting: An Attempt to Reproduce the Hill, O'Connor and Remus Study, Working Papers on Information Environments: Systems and Organizations, Vol 3, Fall, 2003.
45. Zupan, J., Introduction to Artificial Neural Network (ANN) Methods: What They Are and How to Use Them, Acta Chimica Slovenica 41/3/1994, pp. 327-352.

الفصل الثالث

أنموذج المنطق المضبّب

Fuzzy Logic Model

عندما يبزغ التعقيد تفقد العبارات
الدقيقة دلالتها ومعانيها، أما العبارة
المثقلة بالمعاني والدلالات، فتفتقر في
كثير من الأحيان، إلى الدقة!

لطفي زاده ــ مبتكر المنطق المضبّب

٣-١ مقدمة:

لقد ساد أنموذج الكون الإقليدي، والمنطق الأرسطي في جميع الأنساق المعرفية التي تداولتها الأوساط العلمية. واعتُمدت هاتان الركيزتان في إرساء أنموذج فهم الوقائع التي يكتظ بها الواقع الذي نعيشه في حياتنا اليومية.

بيد أن ظهور هندسات لاإقليدية، موازية للهندسة الإقليدية (التي كنا نعدها الهندسة الوحيدة لوصف العالم الذي نقطن فيه)، وبروز النظرية النسبية، ونظرية الكم، قد أسهم في إلقاء ظلال واسعة على الكثير من مفاهيمنا، وغيّب الكثير من سمة اليقين التي كنا نركن إليها عند معالجة الظواهر التي نعكف على دراستها.

لقد أظهرت نتائج البحث العلمي المعاصر، وجود فجوة كبيرة بين دقة الأنموذج الرياضي وصرامته من جهة، وغياب الدقة فى طبيعة المتغيرات التي نتعامل معها على أرض الواقع اليومي، من جهة أخرى. وقد وجد الباحث الإيراني الشهير لطفي زاده بأن ثمة أنموذجاً جديداً يقيم في هذه الفجوة، أطلق عليه اصطلاح المنطق المضبّب Fuzzy Logic، بوصفه منطقة وسيطة تقبع بين صرامة الرياضيات وتناسقها، ودائرة المتغيرات التي تفتقر إلى الدقة (المضبّبة) في العالم الواقعي.

ورغم أن الرياضيات قد حققت نجاحات باهرة في حل الكثير من المسائل التي نشأت في تربة الواقع الذي حاول الإنسان تغييره في ضوء الأنساق المعرفية المطروحة لفهم الواقع والتعامل معه، بيد أن هناك الكثير من العقبات المعرفية التي لا زالت تشخص أمام توظيف المنهج الرياضي الصارم في بعض ميادين الاقتصاد، وعلوم الاجتماع، وتحليل آلية اتخاذ القرار الصائب في دائرة العلوم الإدارية، وحقول أخرى لا تتوافر في دائرة متغيراتها الدقة الموضوعية السائدة في العالم الفيزيائي، مما ينعكس بوضوح على قدرة الأنموذج الرياضي، وخوارزمياته، وصيغه البالغة الدقة في الانطباق على جل مساحة المتغير الذي نتناوله بالدراسة والتحليل.

ويعد المنطق المضبّب، جسراً يتجاوز الفجوة المقيمة بين عتبة الدقة المصاحبة للمنطق التقليدي بسمته الحدّية، وغياب الدقة السائدة في العالم الواقعي ومحاولات الكائن البشري لتفسير المظاهر التي تحيط بنا في كل مكان (Freska,C.,1994). بالمقابل تكمن الخصائص الفريدة لهذا المنطق في قدرته على التعامل مع المتغير اللغوي Linguistic، الذي بات يطلق عليه اصطلاح منهج الحوسبة بواسطة الكلمات Computing With Words؛ مما أسهم في فتح الأبواب على مصاريعها أمام إنشاء نماذج رياضية، ومنطقية مبتكرة، لوصف الكثير من المسائل الشائكة في علومنا المعاصرة.

٣-٢ مسألة البحث عن اليقين:

إن إحدى النتائج الكبيرة التي حققتها جهود الإنسان في اكتناه أسرار الكون (الذي يقطن فيه) تتجلى في ظهور مجموعة من النماذج، والأنساق المعرفية التي حاول أصحابها إنتاج مجموعة من المنظومات المفاهيمية Conceptual Systems شملت المنطق، والرياضيات، والفلسفة، والعلم (Rouvary,1997).

ويعد المنطق منهجاً يعنى بإنشاء قواعد صورية، يمكن تطبيقهـا فـي أي عمليـة مقايسة عقلانية، ننشد من خلالها الوصول إلى اليقين. وعلى هذا الأساس إن هذا العلم يجعلنا قادرين على بناء جمل، وعبارات تُستخدم على أنها أدوات ناجعة في عمليـات المقايسة العقلية للمسائل المطروحة أمامنا.

فعلى سبيل المثال، إن أي كينونة Entity موجودة في عالمنا الفيزيائي، سواء كانت كائناً معلوماتياً، أم إنساناً، أو مبدأ، أو نسقاً معرفياً فإنها تكون قابلة لسلسلة من عمليات المقايسة العقلانية للوصول إلى نتيجة محددة.

ويمكن أن نباشر إحدى هذه العمليات، إذا قمنا بإطلاق تسمية محددة على كينونـة ما نريد دراسته، ونعكف على تعريف خصائصه المميزة، ثم نباشر العمل عليه سلسلة من الخطوات التي يطلق عليها بمعيار المناطقة اصطلاح القواعـد المنطقيـة Logical Rules. وتشكّل هذه القواعد المنطقية نسيج المنطق الأرسطي الذي أحكم سيطرته على منظومتنا المفاهيمية لفترة طويلة، ولازال تأثيره بادياً بجلاء على كثير مـن النمـاذج المعرفية لعلوم شتى في هذه الأيام.

تنتج قواعد المنطق الأرسطي، ومقايساته العقلية، معارف جديدة تم تأسيسها علـى نسق مفاهيمي محكم، شريطة أن تكون هوية الكينونة قيد الدراسة دقيقة، وخاليـة مـن ظاهرة غياب الصدق المنطقي للقضية (Casti,1991).

وتكمن العقبة الجوهرية بهذا الميدان، في صعوبة الظفر بتخوم الدقـة المنطقيـة الصارمة للكينونة، ما لم تكن خصائصها الذاتية عبارة عن متغيرات منطقية صـورية، أو مبادئ رياضية صارمة بعيدة عن بقية الكينونات العلمية والعامية التي نستخدمها في حياتنا اليومية، حيث يلفّها شيء من الغموض أو الالتباس عند محاولة الكـشف عـن خصائصها الذاتية (Russel,1914).

وعلى هذا الأساس يمكننا القول بأن علم المنطق يمتلك القدرة على معالجة القضايا المطروحة في ساحته، بيد أنه يعجز عن أداء دوره في توليد استنتاجات صادقة بصورة مطلقة على الدوام، عند انتفاء أحد الشروط التي أرسى عليها بنيانه المعرفي. من أجل هذا يعده العلماء ضرورياً، ولكنه لا يرتقى إلى مرتبة الكفاية في ضمان صدق الاستنتاجات التي نجح في توليدها من سلسلة القضايا المنطقية التي عالجتها آلة استدلاله (Oldoryd,1986).

من جهة أخرى يمكن تصنيف المعرفة التي نتعامل معها في جل أنشطتنا العلمية واليومية إلى صنفين جوهريين: المعرفة اليقينية Certain Knowledge، والمعرفة غير اليقينية Uncertain Knowledge (Freska,C.,1994).

تسود المعرفة اليقينية في حدود الحقول المجردة عندما تكون الحقائق والقواعد مسلمات مطلقة تتطابق بصورة كلية مع الواقع. بالمقابل فإن المعرفة المستمدة من الحقول المادية قد تكون عرضة لللايقين نتيجة لمحدودية الأنموذج الذي يصفها، أو عدم كفاية الأدوات المستخدمة لاكتسابها.

وهنا يبرز أمامنا تبويب أكثر دقة لمحتويات المعرفة اليقينية يصنفها إلى محورين هما: المعرفة التامة حيث يكون غياب الحقائق اليقينية مكافئاً لوجود الحقائق التي تبطلها، والمعرفة الناقصة التي لا تسري عليها الشروط الحاكمة للمعرفة التامة (Freska,C.,1994).

ويمكن للمعرفة غير اليقينية أن تنقسم إلى قسمين: (أحدهما) معرفة تحتوي على لايقين قابل للقياس Quantifiable Uncertainty حيث يمكن لنسبة محدودة من اللايقين أن تصاحب محتواها، و(الثاني) معرفة تحتوي على لايقين مقارب لمحتواها، وبعدة مستويات من مراتب اللايقين.

قد ينشأ اللايقين عن التأثيرات الإحصائية، التي تنتج عن عدم تكامل المحتوى المعرفي، أو نتيجة عدم الوضوح والضبابية التي تسود في مفرداتها المختلفة. وعلى هذا الأساس يمكن الظفر بمقياس كمي لجانب اللايقين المصاحب للمعرفة بتوظيف الطرق الإحصائية التي تحاول إزالة الضوضاء الذي يسري في كيانها، أو باستخدام نماذج رياضية كمية توظف آليات وضعية Empirical.

لقد تزايد الاهتمام، خلال القرون الثلاثة الأخيرة، بمسألة اللايقين التي تكتنف الكثير من المسائل الرياضية والعلوم الصرفة. وقد توجهت أنظار الباحثين إلى توظيف آليات نظرية الاحتمال، والتحليل الإحصائي لاحتواء الضبابية، وغياب الوضوح الملتصق بالخطاب العلمي بمختلف تجلياته المعرفية.

وقد برز اصطلاح الاختلاط والتشويش Chaos، لكي يعزز موقف نظرية الاحتمالات، فأضحى تفسير سلوك النظام في حالة التشويش والاختلاط يرتكز على مبدأ العشوائية واللاانتظام. وبعد أن تعمقت البحوث بميدان التشويش والاختلاط ظهرت محاولات جديدة لوضع حد فاصل بين هذه الظاهرة وبين السلوك العشوائي، لجأت إلى عد التشويش مظهراً من المظاهر التي تسود في نظام تحكمه بضعة عوامل، أما السلوك العشوائي فيمكن أن يعد مظهراً من مظاهر سيادة عدد كبير من المتغيرات المتباينة لبيئة النظام (Rouvray,1997:18).

ونجم عن ابتكار المنطق متعدد القيم Multivalued Logic حصول تغيير ملحوظ في منظومة المفاهيم العلمية التي تعالج مسألة اللايقين، بعد أن بات واضحاً بأن ثمة مدى تتأرجح عليه نتيجة المقايسة المنطقية للمسألة، مما مهد السبيل أمام ظهور نظرية المنطق المضبّب لمعالجة هذه المسألة، بمنطق مستحدث، يوظف النسق المفاهيمي للقرن العشرين في معالجة العقبات المعرفية التي تقف أمام حركة البحث العلمي.

ولا يكاد يخفى علينا جميعاً ما قد يحمله الخطاب العلمي من مفردات، تتسم بالغموض، والاختلاط بالمفاهيم، وعدم وضوح الحدود المفاهيمية للعبارات التي نكثر

من استخدامها في خطابنا العلمي المألوف. ونجد أنفسنا من جهة أخرى قبالة شبكة من البنى المفاهيمية، التي ورثناها من السجل العلمي للعقل البشري، الأمر الذي يطرح علينا بإلحاح أكثر من مسألة جوهرية بحاجة إلى إجابة حاسمة، قد تحدث تغييراً كبيراً في أنساقنا المفاهيمية، وتغيير الكثير من مفردات الخطاب العلمي المعاصر. ومن هذه المسائل:

١- عجز المنطق الأرسطي عن احتواء المسائل العلمية المعاصرة وتعاملها مع مفردات الحياة اليومية التي لا تتسم بالوصف الصارم لهذا المنطق الصوري.
٢- حصول تحولات جذرية من ساحة المنطق أحادي المتغير باتجاه المنطق متعدد القيم، وبأنساق مختلفة.
٣- سيادة القدرة لدينا على التعامل مع مسائل ذات صلة بالواقع الميداني والتعامل معها بمنظور يبتعد كثيراً عن النظريات الاحتمالية التقليدية.

هذه المسائل وأخرى يطول ذكرها قد مهدت للتعامل مع ظاهرة اللايقين عبر النسق المعرفي للمنطق المضبّب. ويظهر الجدول (٣-١) أهم التطورات التاريخية التي أسهمت في تطوير فهمنا لمسألة اللايقين، فمهدت لظهور المنطق المضبّب وقدرته الكبيرة على التعامل معها.

ويبدو واضحاً مما ذكر بأن نهاية النصف الأول من القرن العشرين، كانت تربة خصبة لبروز الكثير من الأفكار التي أفرزت المنطق المضبّب، وأرست أسسه المتينة في أرضية النشاط العلمي المعاصر. ويمكن أن نعد هذا المنطق المستحدث معالجة جديدة لمسألة اللايقين، بمنطق مبسط، يسعى إلى تصنيف فئات الكائنات التي لا يمكن أن تعد كائنات رياضية بصورة قطعية، ضمن نسق رياضي منطقي، يهدف إلى التعامل مع الحدود غير الدقيقة، لخصائصها بواسطة الفئة ذاتها، ودون الحاجة إلى افتراض وجود ما يطلق عليها المتغيرات العشوائية.

جدول (٣-١) بعض التحولات الجوهرية في فهمنا لمسألة اللايقين

التي تمخضت عن نشوء المنطق المضبّب

الباحث	السنة	الخطوط العامة للمساهمة
بول	١٨٥٤	يقترح عدم كفاية المنطق الأرسطي للتعامل مع جميع المسائل العلمية المطروحة على بساط الحركة العلمية.
ماك كول	١٨٩٦	تطوير منطق ثلاثي الأبعاد.
بيرس	١٩٠٢	مناقشة عدم الوضوح في العلم واقتراح رياضيات جديدة.
فاسيلي	١٩١٠	تطوير منطق ثلاثي القيمة.
لوكاسفيتش	١٩١٧	تطوير أسس محكمة للمنطق ثلاثي القيمة.
راسل	١٩٢٣	صياغة تعريف دقيق لظاهرة غياب الوضوح.
لوكاسفيتش	١٩٣٠	تطوير منطق متعدد القيم.
زفيجي	١٩٣٣	طرح مبدأ مرونة الحقيقة العلمية، وتوظيف المنطق متعدد القيم على مسائل علمية متباينة.
بلاك	١٩٣٧	اقتراح إمكانية تحديد مستويات غياب الوضوح بتوظيف دالة الاتساق والتماسك.
قابلان وشووت	١٩٥١	تطوير رياضيات للتعامل مع الأصناف وبمستويات عضوية تتراوح بين (٠) و(١).
زاده	١٩٦٥	طرح مفهوم المجموعة المضببة.
زاده	١٩٧٥	تطوير نظرية الإمكان حيث تسلك المجموعات المضببة بوصفها محددات مرنة على عوامل النظام المختلفة.

المرجع: (Rouvray,1997: 22).

ولقد اقترح لطفي زاده استخدام المجموعات المضببة بالطريقة نفسها التي تستخدم فيها المجموعات التقليدية؛ لأن المجموعة المضببة ليست سوى محاولة لتعميم المجموعة الحدية، وتوسيع دائرتها؛ لأن كل عنصر في المجموعة المضببة ينتمي إلى المجموعة ذاتها بصورة جزئية. بمعنى آخر، إن انتماءه إلى المجموعة الحدية سيكون محكوماً بدالة العضوية، التي تعرف مستوى الانتماء إلى المجموعة الحدية.

٣-٣ مرتكزات المنطق المضبّب:

تبدأ تخوم المنطق المضبّب، عندما تبرز أمامنا المجموعة المضبّبة Fuzzy Set بديلاً ملائماً للمجموعة الكلاسيكية التي لم تعد تفي بمتطلبات الفهم الرياضي والمنطقي الجديد في أنساق فكرنا العلمي المعاصر.

ولكي نفلح في عملية التنقير عن ماهية المرتكزات التي يرتكز عليها هذا العلم المستحدث سنحاول أن نخطو برفق وأناة، في كل بقعة من ميادينه النظرية قبل مباشرة التطبيقات في حقول التجارة والأعمال.

٣-٣-١ المجموعة المضبّبة مقابل المجموعة الكلاسيكية:

تعرف المجموعة المضبّبة بأنها تلك المجموعة من المتغيرات التي لا يمكن أن نعدها بيّنة Crisp، ولا يمكن تعريف حدودها بصورة واضحة ودقيقة (Fuzzy Logic ToolBox,2001).

ولكي نصبح أقرب فهماً للمجموعة المضبّبة، ينبغي في البداية أن ندرك حقيقة المجموعة الكلاسيكية Classical Set.

وهذه المجموعة هي عبارة عن وعاء يتضمن أو يستبعد أي عنصر من العناصر. فعلى سبيل المثال ينبغي أن تتضمن مجموعة العناصر الكلفوية لمشروع استثماري عناصر الكلف الثابتة، والكلف المتغيرة، والاندثارات، وفي الوقت نفسه فإنها يجب ألا تتضمن عناصر مثل عدد أيام الأسبوع، وفئة أعمار العاملين، ... إلخ، وهي لا صلة مباشرة لها مع هذه العناصر، انظر الشكل (٣-١).



شكل (٣-١) مجموعة كلاسيكية لعناصر المشروع الكلفوية

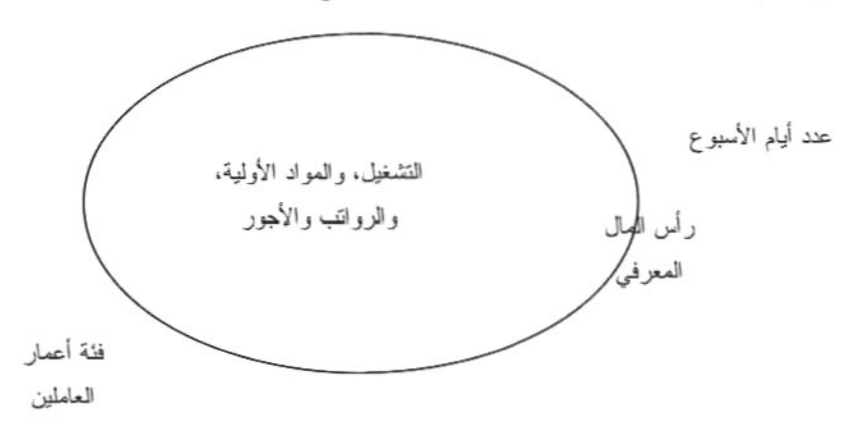
يطلق على هذه المجموعة، اصطلاح المجموعة الكلاسيكية؛ لأنها تعود إلى الفيلسوف وعالم المنطق اليوناني أرسطو الذي وضع اللبنة الأولى لنظرية المجموعات التي ألفنا التعامل معها في ميادين الرياضيات والمنطق (Bezdek, J.C. 1993).

وينص قانون الوسط المستبعد Excluded Middle (الذي وضعه أرسطو) على أن المتغير X ينبغي أن يكون إما في المجموعة A، أو في مجموعة ليست A. بمعنى آخر، إن أي موضوع (مهما كانت طبيعته) إما أن يجزم بوقوعه في دائرة مجموعة محددة من المبادئ والمفاهيم، أو ينتفي انتماؤه للمجموعة لوقوعه خارج حدودها.

وعلى هذا الأساس يمكننا معاودة النظر إلى مجموعة العناصر الكلفوية للمشروع، (ولنختر عنصر الكلف الثابتة مثلاً). فإن كون هذا العنصر ينتمي إلى مجموعة العناصر الكلفوية للمشروع، تجعله محكوماً بالقاعدة المنطقية التي إما أن تجزم بوقوعه في هذه المجموعة، أو تنفي انتماءه لها (ونحن قد قمنا منذ البداية بحسم مسألة انتمائه للمجموعة عندما اعتبرناه عنصراً من عناصرها ضمن الشكل ٤-١).

وفي الوقت نفسه إن هذا القانون يطرح بإلحاح مسألة معكوس هذه القضية المنطقية، التي تنصّ على أن الفئتين: عناصر A، ومجموعة العناصر التي لا ينتمي إليها العنصر ذاته، ينبغي أن يوجد بينهما ميدان كلي/شامل Universe، فكل عنصر من العناصر التي نتعامل معها إما أن تنتمي إلى مجموعة أو لا تنتمي إليها، بمعنى آخر، إن الكلف الثابتة لا يمكن أن تعد عنصراً من عناصر كلف المشروع، ولا تنتمي إلى عناصر الكلفة فى الوقت نفسه.

والآن دعنا نتأمل المجموعة التي تضم عناصر الكلف المتغيرة. ويمكن أن نعد الشكل (٣-٢) محاولة لتعيين حدود عناصر هذا النوع من الكلف.



شكل (٣-٢) عنصر رأس المال المعرفي على حدود مجموعة العناصر

لعلنا نتفق جميعاً على أن كلف: التشغيل، والمواد الأولية، والرواتب والأجور، تنتمي جميعاً إلى مجموعة عناصر الكلف المتغيرة. بالمقابل ماذا نقول بشأن رأس المال المعرفي؟ هل نستطيع أن نعدّه ضمن عناصر هذه المجموعة أو خارجها؟ يبدو واضحاً من الشكل (٣-٢) أن هذا العنصر يحاول جاهداً المحافظة على مكانه عند حدود المجموعة (في منطقة وسيطة بين دائرتها، والكل الذي يقيم خارجها). وتبرز في هذا المقام صرامة المنطق الأرسطي، وعدم قبوله بمناطق وسيطة للحكم إزاء قضية منطقية محددة، فيقصي رأس المال المعرفي من المجموعة بصورة كلية.

بالمقابل إن المعرفة البشرية لا تتفق تماماً مع المبدأ الصارم الذي يطرحه المنطق الأرسطي، وتتقبل مفهوم العناصر المقيمة على حدود مجاميع العناصر، عند وجود ثمة صلة، أو شائبة لارتباط جزئي بين العنصر، وخصائص مجموعة من المجاميع.

وعند هذه النقطة تبرز حقيقة غياب حدود (نعم/لا) الصارمة عن دائـرة تعاملنـا اليومي بجميع مستوياته المعرفية، وذلك لوجود مناطق غير جليـة لا يمكـن القطـع بصلاحية حكم القضية المنطقية إزاءها على أرض الواقع.

وهنا يصدع المنطق المضبب بمقولته الجوهرية التي تؤكد أن صـدق أي قـضية عبارة عن مستوى من مستويات متباينة لدرجة انطباقها مع الواقع. بمعنى آخر، كمـا يوجد أمامنا قضية صادقة بصورة كلية، أو بالعكس، فهناك ثمة صـدق، أو لا صـدق جزئي بمستوى يتحدد من خلال المعالجة المعرفية، أو المنظور الذي ننظر من خلالـه إليها. وقد أطلق على هـذه المـستويات اصـطلاح دالـة العـضوية Membership Function، التي يتم من خلالها تحديد نسبة الانتماء إلى خصائص المجموعة.

٣-٣-٢ الوصف الرياضي لمجموعتي العناصر الكلاسيكية والعناصر المضبّبة:

سنحاول أن نمر مروراً سريعاً بأهم الخصائص الرياضية للمجموعتين الكلاسيكية، والمضبّبة لكي تتعمق معرفتنا بأهم الفروق المقيمة بينهما، ولكي نمهد الطريـق أمـام زيادة معرفتنا وقدرتنا على التعامل مع المنطق المضبب وتطبيقاته على أرض الواقـع (Babuska ,R.,2001).

المجاميع الكلاسيكية Classical Sets:

تتألف المجموعة الكلاسيكية (الحدّية Crisp) من مجموعة عناصر أرسيت حدودها بصورة بيّنة (Berkan,1997). وتسمح هذه النظرية بإنشاء مجموعات حدّيـة كبيـرة، تحوي عدداً كبيراً من المجاميع الصغيرة التي تضم بمجموعها الميدان الكلي/الـشامل

Universe عندما تصف بدقة الحدود المميزة للعناصر التي تقيم في الــدائرة الــشاملة لعناصر هذه المجموعة.

وفي جميع الحالات، يمكن لأي عنصر جديد أن يدخل في دائرة المجموعة شريطة خضوعه لاختبار رياضي يؤكد انتماءه للخصائص الجامعة لعناصر تلك المجموعــة. وتتم عملية الاختبار بواسطة دالة الخاصية Characteristic function.

وفي ضوء المرتكزات الرياضية، والمنطقية للمجموعة الحدّية فإن العنصر إما أن ينتمي إلى مجموعة بذاتها، أو لا ينتمي إليها بصورة مطلقة. فإذا كان رمز المجموعة قيد الاختبار هو A، فإن اختبار انتماء العنصر x الذي سيتم بواسطة دالــة الخاصــية ستسري عليه الصيغة التالية:

$$\chi_A(x) = \begin{cases} 1 & \chi \in A \\ 0 & \chi \notin A \end{cases} \quad \text{............ (3.1)}$$

يمثّل العددان (١)، (٠) مجموعة تخمين Valuation Set، والتي تؤشر القيمة الأولى (١) إلى انتماء المتغير x إلى المجموعة A، أو انتفاء انتمائه إليها بناء علــى مقــدار القيمة الثانية، (٠) على التوالي، والتي غالباً ما يشار إليها عبر قيمتين تقبع بين القوسين المعقوصين Curly Brackets {١،٠}.

وباستخدام القوسين المعقوصين ومعاودة كتابة المعادلــة (3.1)، يمكــن صــياغة المجموعة الحدّية A كما في المعادلة التالية:

$$A = \{(x, \chi_A(x))\} \quad \text{.......... (3.2)}$$

حيث يطلق على الحد $\{(x, \chi_A(x))\}$ اصطلاح المنفرد Singleton. ونتيجة لكون دالة الخاصية تفرّق فقط بين الانتماء، أو عدم الانتماء إلى مجموعة ما، ستتوافر أمامنا فرصة إعادة الصيغة الوصفية للمجموعة A بواسطة الصيغة A={x} بعد أن عمدنا إلى تضمين العناصر التي تكون قيمة دالة خاصيتها العدد (١).

المجاميع المضبّبة Fuzzy Sets:

يمكن تعريف المجموعة المضبّبة بأنها عبارة عن مجموعة من العناصر البيّنة التي تمتاز بدرجات متفاوتة من الانتماء، أو سيادة الصلة الوثيقة فيما بينها. وفي هذه الحالة لم يعد ثمة تأثير معنوي، ودور ملموس لاختبار دالة الخاصية لأنها تحدد مقدار الصلة الوثيقة المقيمة بين عناصر المجموعة، أو طبيعة انتمائها. وتتحول دلالة دالة الخاصية إلى اصطلاح جديد هو دالة العضوية Membership Function حيث تتراوح قيمتها ضمن مدى للقيم يتراوح بين (١) و(٠) حيث تعرض دائماً بين قوسين مستقيمين [1,0] (Jantzen ,J., 1998).

إن معاودة كتابة المعادلة (3.2) بجميع رموزها، مع قولبتها، لكي تتوافق مع النسق المعرفي للمنطق المضبّب، ستظهر أمامنا الصيغة الرياضية المناسبة لوصف المجموعة المضبّبة كما في المعادلة التالية:

$$A = \{(x, \mu_A(x))\}, \quad x \in X \quad .... (3.3)$$

حيث يرمز المتغير μ إلى دالة العضوية، وأن الحد $\{(x, \mu_A(x))\}$ سيكون عبارة عن حد منفرد Singleton (Spagnolo,F.,2003).

كما يمكن أن نصف المجموعة المضبّبة بصيغة أخرى تأخذ الوصف الرياضي الآتي:

$$A = \bigcup_{x,\in X} \mu_A(x_i) | x_i \quad .... (3.4)$$

وفي هذا المقام تصبح المجموعة المضبّبة A عبارة عن مجموعة، أو اتحاد من جميع الحدود المنفردة التي تم وصفها بواسطة الحد $\mu_A(x_i)|x_i$.

ويمكن تحديد الفرق المقيم بين المجموعة الحدية (الكلاسيكية)، والمجموعة المضبّبة من خلال الفروق السائدة بين دالتي الخاصية (دالة العضوية) الخاصة بكل منهما.

فكون المجموعة A مجموعة حدية يمكن اعتباره من خلال دالة العضوية التي تحدد بدقة حدود هذه المجموعة على طوال الميدان الكلي/الشامل. أما إذا كانت المجموعة A مجموعة مضبّبة فيمكن تحديدها في ضوء توزيع قيم دالة العضوية التي تحدد مستوى صلتها أو انتمائها على طول الميدان الكلي/الشامل أيضاً. وهنا يكمن الفرق الجوهري في عدم ثبوت قيمة دالة العضوية وتباين مستوياتها بحسب ميدان وصف عناصرها (Hellmann ,2001).

٣-٣-٣ دالة العضوية Membership Function:

بصورة عامة تصاغ العلاقة Relationship المقيمة بين المتغيرات لغرض وصف توزيع صدق انطباق الوصف على متغيراتها (Kartalopoolos,1996). فعلى سبيل المثال إطلاقنا وصف "رخيص الثمن" على سلعة من السلع يمكن أن يفسر على أساس مقدار التوزيع الكمي للعنصر حول القيمة x. واستناداً إلى هذا فإن أي قيمة لسلعة من السلع تقع ضمن هذا التوزيع يمكن تفسير انطباقها على الوصف "رخيص الثمن" رغم اختلاف مستويات الصدق أو الموثوقية في إطلاق هذا الوصف (Jang,etal.,1997).

إن معاودة قراءتنا لمعادلة المجموعة المضبّبة (٣،٣) ستولد لدينا أكثر من استنتاج منها:

- توصف درجة دالة العضوية في مجموعة من المجموعات المضبّبة بقيمة عددية تتراوح بين (٠) و (١). وتؤشر القيمة (١) إلى الانتماء الكلي للمجموعة، أما

قيمة (٠) فتؤشر إلى عدم انتمائها. بالمقابل فإن القيم العددية المقيمة بين هاتين القيمتين تصف مقدار الارتباط الجزئي للعنصر بالمجموعة ذاتها.

- يطلق على حقل Domain القيم العددية لعناصر المجموعة التي تقع في ظل دالة العضوية اصطلاح الميدان الشامل/الكلي للمجال Universe of Discourse.

يختلف مظهر الوصف الرسومي لدالة العضوية Membership Shape في ضوء الخصائص الحاكمة لعناصر المجموعة المضبّبة. وقد اقترح العاملون في هذا الميدان أكثر من شكل معياري لطبيعة التغاير في قيمتها. ويمكن اختيار أي منها في ضوء الخصائص النوعية لعناصر كل مجموعة من المجموعات المضبّبة التي نتناولها بالدراسة والتحليل (Bezdek, J.C. ,1993).

إن المعالجة النظرية الصرفة للمجموعة المضبّبة A، التي تتألف من الميدان الكلي للمجال الذي نعبر عنه بالمعادلة:

$$X = \{x\} \quad .... (3.5)$$

يمكن التعبير عنه بواسطة رسم دالة العضوية:

$$\mu_A(x) : X \rightarrow [0, \alpha] \quad .... (3.6)$$

وهو ما يتم بواسطته تحديد قيمة عددية للعنصر x على خط الاتجاه $[0, \alpha]$، حيث يشير إلى مقدار انتماء العنصر x إلى خصائص المجموعة A.

مثال تطبيقي:

سنورد هنا مثالاً مبسطاً عن المجموعة المضبّبة، ودالة العضوية يدور حول أسعار مجموعة من الطابعات الملونة المطروحة في أحد الأسواق. وفي هذه الحالة فإن المجال الكلي لأسعارها سيتضمن طيفاً واسعاً من القيم العددية المكافئة لثمن كل نوع من أنواعها، ولنفترض تدرج أثمانها من (٥٠) إلى (٥٠٠) دولار.

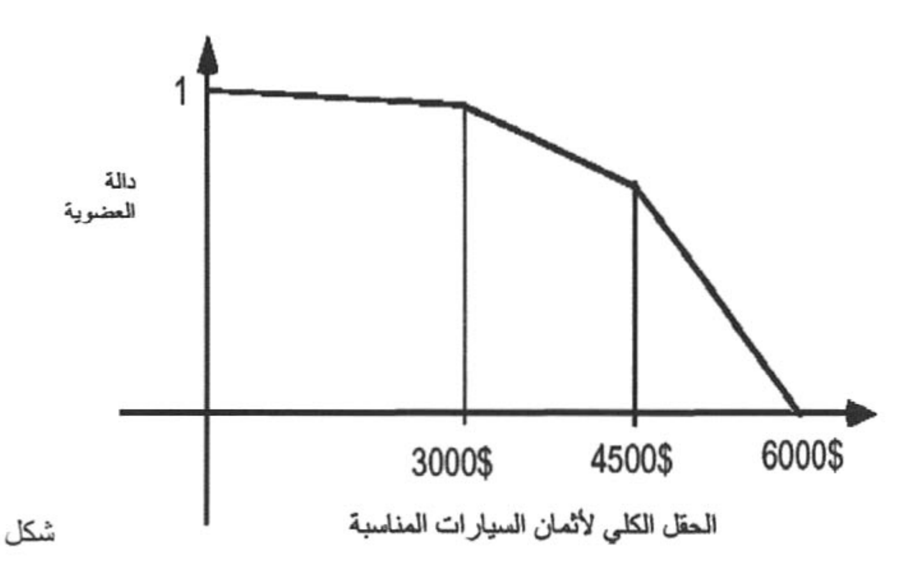
فإذا كنا بحاجة إلى تحديد الوصف "غالي الثمن" عند معاينة قوائم أثمان هذه الطابعات، بالمقارنة مع الخصائص التقنية التي تتمتع بها، وقدرتها على تلبية حاجاتنا، ففي حالة وضع حد دقيق لوصف مجموعة حدّية للطابعات التي يشملها وصف "غالي الثمن"، ولنقل (٤٠٠) دولار، ستظهر أمامنا مجموعة تحتوي على عناصر متعددة من الطابعات تقع حدودها السعرية ضمن النطاق : $ \$ \geq 400 $.

بيد أن هذا النوع من الوصف المنطقي الصارم لا يتلاءم مع منطق حياتنا اليومية حيث نصدر أحكاماً تتراوح بين: "رخيص الثمن"، "متوسط الثمن"، " غالي الثمن إلى حد ما"، "غالي الثمن"، "غالي الثمن إلى حد كبير". إن هذا النوع من الوصف هو ما ألفنا إطلاقه في حياتنا اليومية، وهو الأكثر تطابقاً مع الصياغات الرياضية والمنطقية التي يرتكز عليها المنطق المضبب.

ويظهر في الشكل (٣-٣) دالة العضوية لوصف المجموعة المضبّبة لأثمان الطابعات في هذا المثال. حيث يتألف المحور السيني للرسم البياني من حقل أسعار الطابعات المختلفة المتوافرة في السوق، أما المحور الصادي فتتراوح قيمته بين (٠) و(١) حيث تتدرج قيمة دالة العضوية التي تؤشر نحو مستوى انتماء ثمن كل طابعة من الطابعات إلى الأوصاف المقترحة أعلاه. وبهذه الطريقة تصبح عملية تقييم انتماء ثمن الطابعة إلى مستوى من المستويات السعرية أقرب إلى واقع حياتنا اليومية عندما يمارس فكرنا منطق الموازنة السعرية، والتي تمّت بأكثر من صلة مع متغيرات أخرى تحكم الثمن، منها حجم الطابعة، وقدرتها الطباعية، وآلية الطباعة، والشركة المصنعة، ومصدر التجهيز، وفترة الضمان، والتي يؤثر كل منها بشكل أو بآخر فى قرارنا بصدد الثمن المقبول.

مثال آخر:

لنفترض بأن أحدنا يريد شراء سيارة رخيصة الثمن. ولوصف هذه العملية بمتغيرات المنطق المضبّب سنعمد في البداية إلى وصف "رخيص" بواسطة مجموعة مضبّبة تضم طيفاً شاملاً من الأسعار، في ضوء إمكانياته المادية. وعلى هذا الأساس فقد قمنا بإعداد رسم تخطيطي لوصف الرخيص (انظر الشكل ٣-٣).



شكل (٣-٣) دالة العضوية لوصف سيارة رخيصة الثمن

وعلى هذا الأساس يمكن تفسير دلالة الرخيص بصورة أولية كما يلي:

- يمكن اعتبار أسعار السيارات التي تقل عن ٣٠٠٠$ رخيصة الثمن، ولن يحاول المشتري التدقيق بصدد الأسعار ضمن هذه الحدود متى عثر على سيارة جيدة تناسبه.

- يظهر ضمن المجال السعري (٣٠٠٠-٤٥٠٠$) بأن التغير في ثمن السيارة سينشأ عنه مستوى أقل من الأفضلية لصالح السيارة الأرخص ثمناً.

- بالنسبة للسيارات التي تساوي أسعارها، أو تزيد على (٦٠٠٠$) فإن هذا المجال يمثل أسعاراً عالية جداً، ولن ندخلها في قائمة حساباتنا بأي حال من الأحوال.

٣- ٣-٤ أنواع دوال العضوية:

يتوافر أكثر من نوع من أنواع دوال العضوية التي يكثر استخدامها في وصف المنظومات المضبّبة، وفي تطبيقات عدة (Yen,J., etal.,1999).

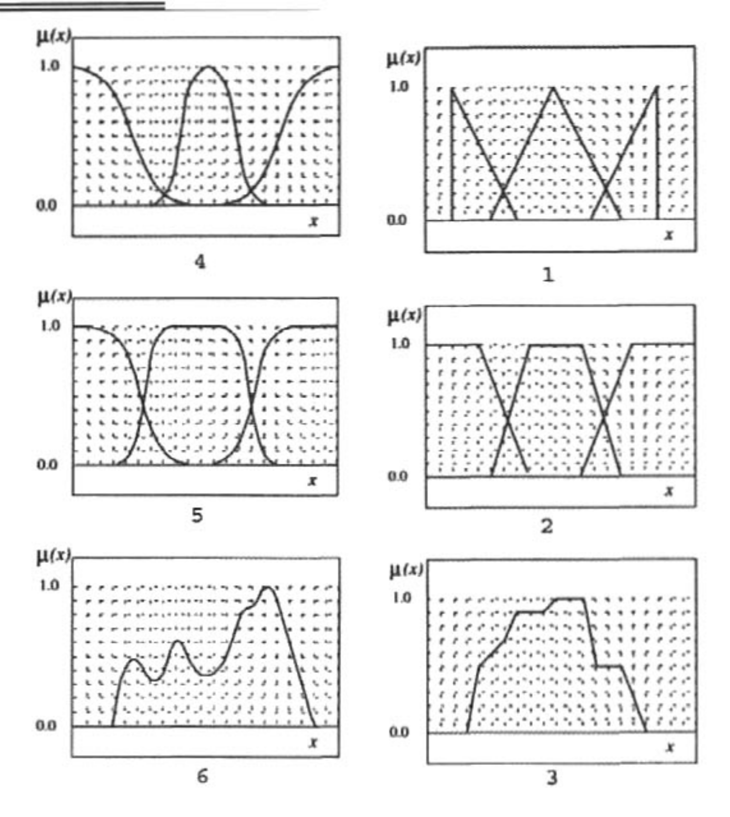
بصورة عامة تتوافر أمامنا فرصة تصميم دالة العضوية بثلاث طرق:

١- عبر مناقشة المتخصصين بالموضوع قيد الدراسة، لاستنباط المعرفة المتراكمة لديهم في تحديد سمات دالة العضوية، وخصائصها التي تصف المنظومة المضبّبة بصورة دقيقة.

٢- إنشاؤها بصورة آلية من البيانات الحقلية المتوافرة، وبتوظيف تقنيات حاسوبية ذكية.

٣- توظيف تقنيات الشبكات العصبونية، وتدريبها على المعلومات التي يتم التوصل إليها بالتغذية العكسية من مخرجات المنظومة ذاتها، أو منظومات مقاربة في خصائصها النوعية.

إن أكثر أنواع دوال العضوية شيوعاً هما القالب المثلثاتي Triangular Shape، والقالب الرسغي Trapezoid Shape حيث يميل الكثير من الباحثين إلى استخدامهما في أنموذج المنطق المضبّب بصرف النظر عن ماهية التطبيق المستخدم على أرض الواقع (Jang,etal.,1997).



شكل (٣-٤) نماذج متنوعة من أشكال دوال العضوية السائدة

بصورة عامة هنالك أربعة أنواع من دوال العضوية القياسية التي يكثر استخدامها في صياغة المنظومات المضبّبة Fuzzy Systems، بيد أن هذا الأمر لا يلغي وجود أنواع أخرى أو يقلل من أهميتها، فلكل نوع من الأنواع استخدامات محددة، تصف المنظومة بصورة دقيقة، وتجعلها أكثر قرباً من الظاهرة قيد الدراسة. غير أن التجربة الميدانية التطبيقية قد أظهرت أن التباين في النتائج التي قد نتوصل إليها عندما نستخدم أنواعاً غير شائعة لا تمتلك قيماً معنوية مرتفعة تبرر الجهد الإضافي المستخدم في وصفها، وصياغتها. ويستثنى من هذه القاعدة بعض النماذج المعقدة التي تفتقر إلى دوال عضوية متخصصة لوصفها بصورة دقيقة (Berkan,etal., 1997).

١ – دالة العضوية المثلثاتية Triangular Membership Function:

تتحدد خصائص هذه الفئة من دوال العضوية بثلاثة متغيرات (a,b,c)(١) كما يظهر في الصياغة الرياضية التالية (Kaehler,S.D.,2003):

$$Triangle(x,a,b,c) = \begin{cases} 0 & x < a \\ (x-a)/(b-a) & a \le x \le b \\ (c-x)/(c-b) & b \le x \le c \\ 0 & x > c \end{cases} \quad \ldots\ldots\ldots(3.7)$$

إن المظهر الدقيق لهذه الدالة يمكن تحديده عبر اختيار قـيم مناسـبة للمتغيـرات (a,b,c) (انظر الشكل ٣–٤) أعلاه.

٢ – دالة العضوية الرسغية Trapezoidal Membership Function:

تتحدد خصائص هذه الفئة من دوال العضوية بأربعة متغيـرات (a,b,c,d)(٢) كمـا يظهر في الصياغة الرياضية الآتية ــ (انظر الشكل ٣–٤) أعلاه حيث عرضت أنماط مختلفة من هذه الدالة ودالات أخرى:

$$Trapezoid(x,a,b,c,d) = \begin{cases} 0 & x < a \\ (x-a)/(b-a) & a \le x \le b \\ 1 & b \le x \le c \\ (d-x)/(d-c) & c \le x \le d \\ 0 & x \ge d \end{cases} \quad \ldots\ldots\ (3.8)$$

(١) تمثل المتغيرات a,b,c إحداثيات الرؤوس الثلاثة لدالة العضوية المثلثاتية. ويتم تحديد قيم هذه المتغيرات في ضوء الخصائص التي نحددها لدالة العضوية لكل حالة من الحالات التي نتناولها بالدراسة.

(٢) تمثل المتغيرات a,b,c,d إحداثيات الرؤوس الأربعة لشكل شبه المنحرف الذي يمثل مظهر دالة العـضوية الرسغية. ويتم تحديد قيم هذه المتغيرات في ضوء الخصائص التي نحددها لدالة العضوية لكل حالـة مـن الحالات التي نتناولها بالدراسة.

يمكن أن تعد الدالة المثلثاتية حالة خاصة من حالات الدوال الرسغية، ونظراً للبساطة التي يتسم بها هذان النوعان من الدوال فهما الأكثر استخداماً في دائرة المنطق المضبّب بالمقارنة مع الأنواع الأخرى (Yen,etal.,1999).

٣- دالة العضوية الجاوسية Gaussian Membership Functions:

تنسب هذه الدالة إلى العالم الرياضي المشهور جاوس Gauss، وهي تعد أنموذجاً قياسياً لوصف أكثر من ظاهرة فيزيائية بميادين تطبيقية شتى (انظر الشكل ٣-٤).

تعتمد هذه الدالة على متغيرين هما (m,σ) كما في المعادلة التالية:

$$Gaussian(x:m,\sigma)=\exp\left(\frac{(x-m)^2}{\sigma^2}\right) \quad .... (3.9)$$

ويمثل كل من المتغيرين (m,σ) مركز الدالة وعرضها على التوالي. وتسهم قيمة المتغير σ بالتحكم في شكل الدالة، حيث ينتج عن قيمها الصغيرة دالة نحيفة Thin، في حين ينشأ عن قيمها الكبيرة دالة عضوية منبسطة Flat (Hellmann ,2001).

٣-٤ المتغيرات المنطقية المستخدمة في وصف المجموعة المضبّبة:

عندما يكون لدينا أكثر من مجموعة مضبّبة، تصف كل واحدة منهما جزءاً من وصف غير يقيني لمسألة من المسائل، فإن الحل التحليلي Analytical Solution للمسألة يفتقر إلى مجموعة من العمليات المنطقية، والرياضية داخل المجموعة المضبّبة. ولقد أولى الرياضيون، والمناطقة هذه العمليات اهتماماً مضافاً إلى الاهتمام التقليدي الذي انصب على المجاميع الحدية/التقليدية منذ زمن أرسطو، فشحنت الكتب والبحوث بكثير منها.

وسنحاول أن نختار من هذه المجموعة الثرية، والخصبة مجموعة من العمليات التي يكثر استخدامها، ولا يستغني عنها الباحث في ميادين التجارة والأعمال لكي تتوافر أمامنا فرصة ترجمتها على أرض الواقع بسهولة ويسر. وسنقسم الموضوع إلى شطرين، نؤسس من خلال الشطر الأول أهم التعريفات المستخدمة بهذا الميدان، في حين نحاول من خلال الشطر الثاني إلقاء الضوء على العمليات السائدة في المجاميع المضبّبة (Brule, J.,1985).

٣-٤-١ التعريفات الجوهرية:

- مجموعة مضبّبة طبيعية Normal Fuzzy Set: يطلق هذا الاصطلاح على المجموعة المضبّبة التي تكون دالة العضوية فيها محتوية على قيمة منفردة (على الأقل) تكون قيمتها مساوية (١).

- سند لمجموعة مضبّبة Support of Fuzzy Set: وهي عبارة عن المجموعة الحدية التي تكون فيها جميع قيم $x \in X$ بحيث تكون قيم دالة العضوية لا تساوي صفراً $\mu_A(x)\rangle 0$.

- المجموعة المضبّبة ـ المحدّبة Convex Fuzzy Set: يطلق على المجموعة المضبّبة A مجموعة محدّبة إذا كانت قيمة دالة العضوية فيها تزداد، أو تتناقص دون وجود أي نقطة سرجية Saddle Point في وسطها.

- متمة المجموعة المضبّبة Complement of Fuzzy Set: هي عبارة عن مجموعة مضبّبة جديدة تحتوي على دالة عضوية تصف درجة الاستثناء، أو غياب العلاقة Exclusion OR Irrelevance. ويتم وصف المجموعة الجديدة بالمعادلة التالية:
$$\overline{\mu}(x) = 1 - \mu(x) \quad x \in X$$.

- الحاصل المدرّج لمجموعة مضبّبة Scalar Product of a Fuzzy Set: يمكن لمجموعة مضبّبة أن تضرب بتدريج S، فتكون دالة العضوية الناتجة عن هذا الأمر كما التالية: $\mu(x) = S.\mu_1(x) \quad x \in X$.

- درجة المجموعة المضبّبة Power of Fuzzy Set: يمكن لمجموعة مضبّبة أن ترفع الى درجة m عندما ترفع دالة عضويتها الى درجة m(٣). وبعد إجراء تغيير درجة المجموعة سنحصل على ما يلي:

$$\mu(x) = [\mu_1(x)]^m \qquad x \in X \quad ...... (3.10)$$

٣-٤-٢ العمليات السائدة في المجاميع المضبّبة:

لن يتسع أقل من كتاب جامع لجلّ العمليات المستخدمة مع المجاميع المضبّبة (Berkan,etal.,1998). بيد أننا (كما ذكرنا سابقاً) سنقتصر على مناقشة أهم أنواع العمليات التي يكثر استخدامها على أرض الواقع.

اتحاد مجموعات مضبّبة Union of Fuzzy Sets (Maximum): يتم تعريف j من المجموعات المضبّبة، خلال الحقل الشامل ذاته الذي يضمها بواسطة مجموعة مضبّبة جديدة تصف دالة عضويتها أعلى مستوى للعلاقة الوثيقة بين كل عنصر من عناصرها، والمجموعة المضبّبة الجديدة.

وعلى هذا الأساس يمكن التعبير عن دالة العضوية للمجموعة الجديدة من خلال المعادلة (Jantzen ,J., 1998):

$$\mu \cup (x) = \mu_1(x) \vee \mu_2(x) \vee .... \vee \mu_j(x) \quad x \in X \quad ...... (3.11)$$

---

(٣) تمثل هذه القيمة أي عدد حقيقي.

وتمثل القيمة X الحقل الكلي الشامل للمجاميع المضبّبة، فى حين تشير العلاقة $\vee$ إلى عملية القيمة العليا.

- تقاطع مجموعات مضبّبة Intersection of Fuzzy Sets: إن تقاطع j من المجموعات المضبّبة، خلال الحقل الشامل ذاته، سينتج عنه مجموعة مضبّبة جديدة تصف دالة عضويتها الحد الأدنى من العلاقة الوثيقة بين كل عنصر من عناصرها، والمجموعة المضبّبة الجديدة.

ويمكن وصف دالة العضوية للمجموعة المضبّبة الجديدة بالمعادلة التالية:

$$\mu \cap (x) = \mu_1(x) \wedge \mu_2(x) \wedge .... \wedge \mu_j(x) \quad x \in X \quad ... (3.12)$$

- حاصل الضرب الجبري Algebraic Product: يمكن تعريف حاصل ضرب مجموعات مضبّبة، خلال الحقل الشامل نفسه، بواسطة مجموعة مضبّبة جديدة، ذات دالة عضوية تشمل الحقل الشامل X وكما في المعادلة التالية:

$$\mu(x) = \mu_1(x).\mu_2(x)....\mu_j(x) \quad x \in X \quad ...... (3.13)$$

- الوسط الجبري Algebraic Mean: يمكن تمثيل الوسط الجبري لمجموعات مضبّبة، خلال الحقل الشامل نفسه، بواسطة مجموعة مضبّبة جديدة تمتلك دالة العضوية التالية ضمن الحقل الشامل X:

$$\mu(x) = \frac{1}{j}\left[\mu_1(x) + \mu_2(x) + ... + \mu_j(x)\right] \quad x \in X \quad .... (3.14)$$

مثال[٤]:

أرادت أسرة (تتألف من أربعة أشخاص) شراء منزل لتسكن فيه. وقد أخذت باعتبارها أن مقدار الراحة الذي يمكن الحصول عليه في المنزل الجديد (الذي تريد

(4) *Zimmermann, H. J., **Fuzzy Sets Theory And Its Application**, Second Edition, Kluwer, Boston.,1993.*

الحصول عليه) يرتبط بعدد غرف النوم المتوافرة فيه. ولكنهم في الوقت نفسه كانوا يأملون الحصول على منزل بمساحة كبيرة.

وعلى ضوء ما ذكر، فما هي الخيارات المتاحة أمامهم للحصول على ما يريدون؟

لكي نقوم بحل هذه المسألة بواسطة الآليات التي توفرها المجموعات المضببة، سنفترض أن لدينا المجموعة u=(1,2,3,4,5,6,7,8,9,10) التي تمثل عدد غرف النوم المحتملة في المنازل الجديدة التي عرضت على الأسرة. وعلى هذا الأساس فإن المجموعة التي تصف لنا خاصية المنزل المريح سنطلق عليها الرمز c وهي تتألف مما يلي:

C=[0.2 0.5 0.8 1.0 0.7 0.3 0 0 0 0]

ولنفترض أن المجموعة L تصف خاصية المنزل الواسع التي تتعرف بالقيم التالية:

L=[0 0 0.2 0.4 0.6 0.8 1 1 1 1]

إن تقاطع المجموعتين (خاصية المريح، وخاصية الواسع) ستكون كما يلي:

$$C \cap L = [0 \quad 0 \quad 0.2 \quad 0.4 \quad 0.6 \quad 0.3 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0]$$

ولتفسير ما تم الحصول عليه، نقول: إن منزلاً بخمس غرف يعد أمراً مثالياً، لكنه سيكون مناسباً للمرتبة (٠,٦)، أما الحل المثالي الذي يليه فسيقع على منزل بأربع غرف للنوم. وعندها سيكون اتحاد خصائص المجموعتين (المريح/والواسع) بالصيغة التالية:

$$C \cup L = [0.2 \quad 0.5 \quad 0.8 \quad 1 \quad 0.7 \quad 0.8 \quad 1 \quad 1 \quad 1 \quad 1]$$

وفي هذه الحالة سيبرز أمامنا خيار منزل بأربع غرف باعتباره خياراً أمثل لأفضل مواصفات لغرف مريحة ومساحة واسعة، وكذلك فإن خيار (٧-١٠ غرف) يحتل المستوى نفسه، والتي تحمل صفة المنزل الواسع والمريح أيضاً. وستكون خاصية المنزل الواسع كما يلي:

$$\overline{L} = [1 \quad 1 \quad 0.8 \quad 0.6 \quad 0.4 \quad 0.2 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 0]$$

لقد استخدمنا في هذا المثال عمليتين أساسيتين من العمليات المنطقية التي يكثر استخدامها في المجموعات المضببة هما عملية الاتحاد $\cup$ وعملية التقاطع $\cap$.

٣-٤-٣ المتغير اللغوي Linguistic Variable:

كما هو الحال عليه في المتغيرات الجبرية التي تتعامل مع الأعداد كرموز قيمية، يوظف المتغير اللغوي الكلمات، أو الجمل باعتبارها قيماً يتم من خلالها وصف المتغيرات (Zimmerman,1991). ويطلق على المجموعة التي تضم هذا النوع من القيم اصطلاح مجموعة الاصطلاح Term Set. إن كل قيمة في مجموعة الاصطلاح هي عبارة عن متغير مضبّب تم إطلاق تعريفه على المتغير الأصلي Base Variable الذي يعرّف بدوره المجال الكلي لجميع المتغيرات المضبّبة الموجودة في مجموعة الاصطلاح (Jantzen ,J., 1998).

فعلى سبيل المثال إذا افترضنا أن المتغير y هو عبارة عن متغير لغوي لوصف ميزة السن Age، فإن الاصطلاحات التي يمكن إطلاقها على المتغير اللغوي (والتي تعد مجموعة مضبّبة) ستتخذ الوصف التالي:

T={Old, Very Old, Not So Old, More Or Less Young, Quite Young, Very Young}

إن كل اصطلاح من هذه الاصطلاحات هو عبارة عن متغير مضبّب، تم تعريفه على متغير أصلي، قد تتأرجح قيمته بين (٠) إلى (١٠٠) سنة.

يتألف المتغير اللغوي من خماسية رياضية تشمل:

$$(x, T(x), U, G, M)$$

والتي تعبر فيها الرموز المذكورة كما يلي:

x = اسم المتغير.

$T(x)$ = مجموعة الاصطلاح للمتغير x، وهي عبارة عن مجموعة من محمـولات للمتغير اللغوي، تكون قيمة كل منها متغير مضبّب تم تعريفه على عموم U .

G = قاعدة لغوية تركيبية Syntactic Rule تستخدم لتوليد أسماء قيم المتغير x.

M = قاعدة معاني Semantic Rule تسهم فى ربط كل متغير أصلي بـالمحمولات المصاحبة لوصفه.

إن الارتباطات اللغوية المستخدمة في قواعد المنطق المضبّب، وعبارته تشابه إلى حد كبير تلك المستخدمة في المنطق الرياضي التقليدي مع وجود خـلاف بسيط فـي عبارتي التكافؤ (=) التي استعيض فيها بعبارة IS بدلاً من عبـارة Equal To، وعـدم التكافؤ (≠) التي استعيض فيها بعبارة IS Not بدلاً من عبارة Not Equal To (انظر الجدول ٣-٢).

جدول (٣-٢) الارتباطات اللغوية المستخدمة في المنطق المضبّب

الروابط التقليدية	روابط المتغير اللغوي
=	IS
≠	IS Not
<	Less Than
>	Greater Than

٣-٥ الوصف المعرفي للأنموذج المضبّب:

تعد عملية الوصف المعرفي Knowledge Representation للأنمـوذج المـضبّب الأساس المتين الذي يؤسس الخلفية المفاهيمية لتعامل هذا الأنموذج مع الظواهر التـي

نحاول من خلاله تعميق فهمنا بماهيتها، وتمهيد آلية مناسبة للتعامل معها واســتثمارها (Schneider,etal.,1996).

تستخدم آلة الاستدلال المعرفي المضبّب Fuzzy Inference Engine بوصــفها أداة توظف آليات المنطق المضبّب التي تبتدئ بالمتغير المضبّب، وتنتهي بسلسلة المتغيرات السائدة بين المجموعات المضبّبة، والتي تشدّ أزرها جميعــاً الهيكــل المتــين لعمليــة الاستدلال المنطقي الذي نشأ في هذه البيئة الجديدة (Yen,1999).

وتتألف هذه الآلة من مجموعة خوارزميات تستخدم آلية القواعد المنطقية من نوع IF ... THEN كأداة تساعد في تأسيس المعرفة، وتمهيد الطريق أمام اتخاذ قرار يستدل بمضامينها على صحة قضية من القضايا التي يطرحهــا الواقــع، أو بيــان بطلانهــا (Kruse, R., 1997).

٣-٥-١ الإطار الكلي لآلة الاستدلال المضبّب:

يتألف الإطار الكلي لآلة الاستدلال المضبّب من علاقات رياضية (منطقية) تصف مدخلات الأنموذج المضبّب Fuzzy Model، ومخرجاته.

يتم جمع البيانات المدخلة من أرض الواقع، وتحدد قيم دوال عــضويتها تمهيــداً لمعالجتها بواسطة آلة الاستدلال المضبّب، لكي يتم الحصول على مخرجــات مــضبّبة تعاد صياغتها عبر آلية إزالة التضبيب، لكي تكون صالحة للاستخدام ثانية على أرض الواقع (Berkan,etal.,1997).

وتلعب القواعد المضبّبة دوراً فاعلاً في تسيير دفة المعالجات التي تسري داخــل هيكل آلة الاستدلال المضبّب. وتسهم هذه القواعد التي تتألف صــياغتها مــن IF ... THEN في توصيف الجانب الأيسر من معادلاتها L.H.S وربطها مع الجانــب الأيمــن R.H.S في ظل شبكة من العلاقات التي تحكم متغيراتها.

٣-٥-٢هيكلة القواعد المضبّبة:

تسهم القاعدة المضبّبة من نوع IF.....THEN بربط شرط تم وصفه، باستخدام متغيرات منطقية، ومجموعات مضبّبة لتوليد استنتاج محدد. ومن خلال منظور الوصف المعرفي للمتغير الواقعي فإن هذا النوع من القواعد سيكون عبارة عن نسق معرفي يهدف إلى اقتناص المعرفة التي تعاني من غياب دقة المضمون (Yen,etal.,1999). من أجل هذا فإن الاستنتاج، والمقايسة المضبّبة هي عبارة عن قابلية على المطابقة الجزئية التي توفر للاستدلال القدرة على التطبيق بواسطة القواعد المضبّبة عندما تتحقق شروطها بصورة جزئية.

ويكمن التحدي في التعامل مع هذا النوع من المقايسات المنطقية المبتكرة نتيجة لوجود أكثر من تشعب موضوعي يتعلق بطبيعة الهيكلة التي تم توظيفها لوصف القواعد المستعملة، وماهية الاستدلال المعرفي الذي تم اعتماده باعتباره أساساً يوجه سريان المعرفة من خلال الهيكل المنطقي أو الرياضي لهذه القواعد (Babuska,R.,2001).

تلعب الصياغة اللغوية دوراً جوهرياً في النظم المضبّبة التي تستخدم القواعد المنطقية، وتستخدم الأوصاف اللغوية Linguistic Labels التي لا تمتلك دقة كافية في وصف الظاهرة كأحد اللبنات الرئيسة لصياغة المقايسة المنطقية أو الرياضية المطلوبة. وتسهم هذه الكلمات في تسهيل عملية استخلاص، وتوثيق المعرفة البشرية في صيغة صريحة ومفصّلة.

تتألف القواعد المنطقية من شطرين: يطلق على الشطر الأول من القاعدة، أو العبارة المنطقية اصطلاح ركن البيان المنطقي Premise؛ فى حين يطلق على الشطر الثاني منها نتيجة المقايسة المنطقية Consequent. وتسهم القواعد في وصف العلاقات، والتوصيات، والتوجيهات، والإستراتيجيات، وترشد البحث الموجّه Heuristics.

ولكي يتضح دور القواعد في هذه القطاعات المعرفية سنضرب مثالاً مبسطاً على كل جانب من جوانبها التطبيقية:

١ – قواعد علاقات:

IF The "Warehouse" Is Empty
THEN The "Stock Value" is Nothing

٢ – قواعد توصيات:

IF *The Season Is Winter*
AND *The Sky is Cloudy*
AND *The Forecast is Snowed*
THEN *Keep Your Stock*

٣ – قواعد توجيهات:

IF The Car Is Dead
AND The 'Fuel Tank' Is Empty
THEN The Action Is 'Refuel The Car'

٤ – قواعد إستراتيجيات:

IF The Car Is Dead
THEN The Action Is 'Check The Fuel Tank';
STEP1 IS COMPLETE
IF Step1 Is Complete
AND The 'Fuel Tank' Is Full
THEN The Action Is 'Check The Battery';
STEP2 IS COMPLETE

٥ – قواعد البحث الموجّه:

IF The Spill Is Liquid
AND The 'Spill pH' < 6
AND The 'Spill Smell' Is Vinegar
THEN The 'Spill Material' Is 'Acetic Acid'

تتألف عناصر البنية اللغوية Syntax Structure للقواعد المضبّبة (Hangos,2001) مما يلي:

المحمول Predicate الذي يوصف بكونه عبارة أو جملة منطقية أولية تمتلك إحدى القيم (True, False, Unknown).

- الصيغ المنطقية Logical Expressions التي تتألف من أكثر من محور مثل:
- الصيغة الأولية Atomic Formula وهي تشمل: الثوابت المنطقية (True, False)، والمتغيرات المنطقية، والمحمولات.
- علاقات منطقية أساسية: وتشمل العلاقات الشائعة مثل ($\wedge, \vee, \neg$).
- عمليات منطقية متنوعة: وتشمل التطبيق الميـداني للجبـر البوليـاني Boole Algebra مثل: (الخصائص التبادلية Commutativity، والخصائص الترافقيـة Associatativity، والخصائص التوزيعية Distributivity، وأخيـراً خـصائص متطابقات دي مورجان De Morgan Identities.
- عمليات التضمين Implication.

بصورة عامة يتألف الوصف اللغوي للقواعد المضبّبة من إحدى الصيغتين التاليتين:

الصيغة الأولى:

IF Condition (شرط) THEN Consequence (نتيجة)

حيث يتم تمثيل الشرط والنتيجة بواسطة صيغ منطقية.

الصيغة الثانية:

Sequence (شرط) $\rightarrow$ Consequence (نتيجة)

حيث يتم تمثيل النتيجة بصيغة التضمن Implication.

بصورة عامة هناك نوعان من الدلالة الضمنية (المحمول) للقضايا المستخدمة في دائرة المنطق المضبّب. يشمل النوع الأول من المحمولات ما لا يمكن تفسيره بأسلوب رقمي في حقل الميدان الشامل (Berkan,etal.,1997). فمثلاً، لا تتوافر فرصة عمليـة

لوصف دوال العضوية بطرق عددية لمحمولات مثل متأرجح أو أخضر، رغم تــوافر إمكانية التعامل معها ضمن الأنساق المفاهيمية لهذا المنطق.

أما النوع الثاني من المحمولات فيشمل مقــاييس الكميــة، والنوعيــة، والــشدّة، والارتباطات التي يمكن وصفها بأسلوب عددي ضمن خطاب منطقــي، أو رياضــي محدد.

أحصى أحد الباحثين (Berkan,etal.,1997) مجموعة من المحمولات التي لا تتوافر صياغات لغوية دقيقة لوصفها ضمن منظومــة المنطــق المــضبّب، أو غيــره مــن المنظومات الرياضية أو المنطقية وقد حاولنا استقصاءها في جــدول لبيانهــا (انظــر الجدول ٣-٣).

جدول (٣-٣) مجموعة من المحمولات التي لا يمكن تحديدها بعبارة دقيقة

الكمية	النوعية	الشدّة	الترابطات	الاحتمالية
قليلة	منخفض	خفيف	مقبول	طبيعي
ضخمة	مرتفع	ثقيل	مشابه	عام
محدودة	مقبول	ضعيف	مقبول	عادي
كبيرة	ضئيل	قوي	محفوف بالمخاطر	شحيح
متوسطة	جيّد	ساكن	خطير	معدوم

يمكن استخدام هذه الأنواع من المحمولات لتعديل وصف المتغيرات المضبّبة عبر إنشاء ترابطات لها مع المتغيرات ذاتها كما في الجدول التالي:

جدول (٣-٤) بعض أنواع التعديلات المستخدمة مع المحمولات

الصفة	العبارة
الكمية	Low-Price
النوعية	High-Performance
الشدّة	Weak-Economy
الترابطات	Similar- Investment
الاحتمالية	Usually-Cheap

وسنحاول أن نورد مثالاً تفصيلياً يوضح آلية صياغة الجزأين اللغوي والمنطقي من القواعد المستخدمة في آلة الاستدلال المضبّب.

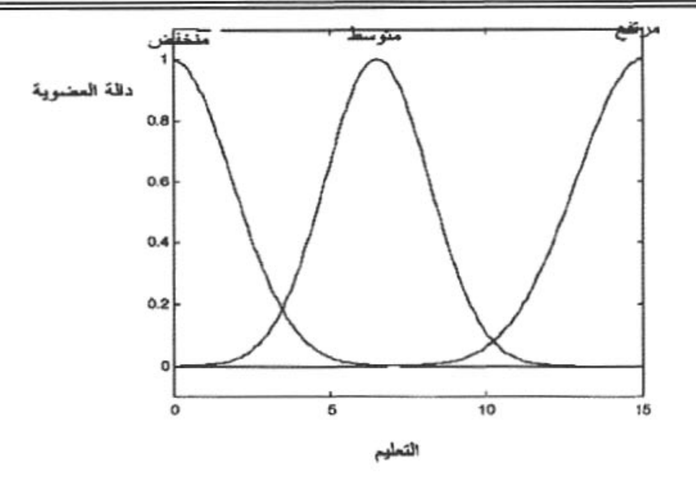
مثـــال:

إذا كان أجر العاملين في شركة من الشركات يعتمد على أكثر من عامـل. وقد حاولنا تمثيل المسألة بواسطة نظام مضبّب يتألف من نوعين من المدخلات، ومخرج واحد.

أما المدخل الأول فيتضمن عدد سنوات التعليم، في حين يتضمن المدخل الثاني عدد سنوات الخبرة. بالمقابل فإن المخرج سيمثل مقدار الأجر الشهري المكافئ لكل حالة من الحالات.

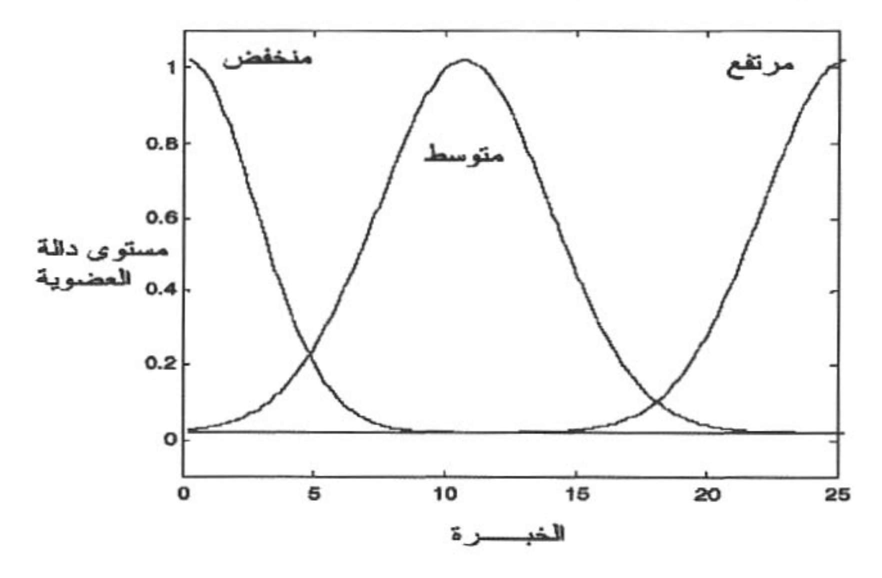
لنفترض أن x_1 تمثل عدد سنوات التعليم، وأن مستويات دالة العضوية ستتأرجح بين ثلاثة مستويات هي (منخفض، متوسط، عال)، وتمتد على حقل شامل تتراوح قيمته بين (٠-١٥) انظر الشكل (٣-٥)[٥].

(٥) تم إعداد جميع الأشكال الواردة في أمثلة هذا الفصل بواسطة البرنامج الشهير *MATLAB* وبإصدارته الأخيرة *Version 6.5* ومن خلال صندوق الأدوات المخصص للمنطق المضبّب *Fuzzy Logic Toolbox*.



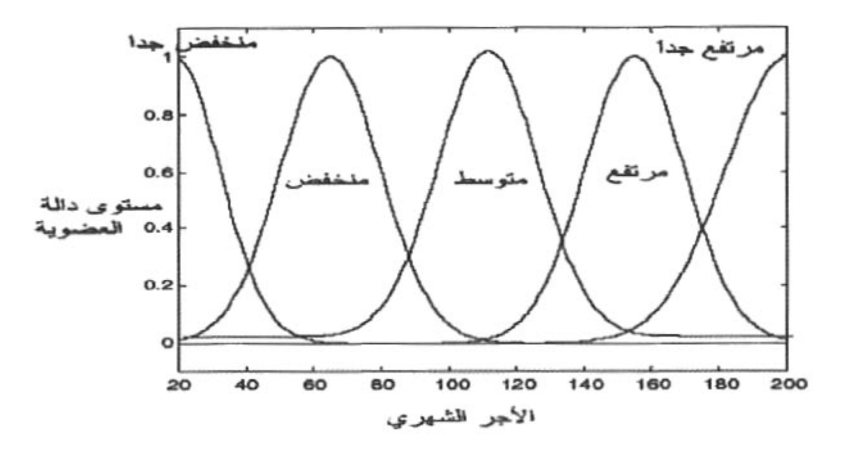
شكل (٣-٥) دالة العضوية للمتغير x_1 (مستوى التعليم)

أما عدد سنوات الخدمة (الخبرة) فيتم وصفها بواسطة المتغير x_2 ويمتد على حقل شامل تتراوح قيمته بين (٠-٢٥)، وتتراوح دالة عضوية الخبـــرة بـــين (مـــنخفض، متوسط، عال) انظر الشكل (٣-٦).



شكل (٣-٦) دالة العضوية للمتغير $x2$ (الخبرة)

ويأتي المتغير y ليصف الأجر الشهري الذي تم توزيعه على خمسة مستويات لدالة العضوية امتدت حدودها بين (منخفض جداً، منخفض، متوسط، مرتفع، مرتفع جـــداً)، وتمتد على حقل شامل تتراوح قيمته بين (20,000-200,000) (انظر الشكل ٣-٧).



شكل (٣-٧) دالة العضوية للمتغير y (الأجر الشهري)

إذا افترضنا أن $T(y)$ تصف مجموعة الأجور الشهرية التي سيتم تحديدها في ضوء متغيري التعليم والخبرة، ولكي نستطيع تحديد طبيعة التغيرات الناتجة عن المتغيـــرين x_1,x_2 وانعكاسها على قيمة المتغير y فإن من الضروري القيـــام بتعريـــف المجموعـــة المضبّبة ذات الصلة بهذه المتغيرات.

ستبدأ الخطوة الأولى في حساب مخرجات آلة الاستدلال المـــضبّب عبـــر تنفيـــذ المدخلات، وحساب الدرجة التي ترتبط كل منها مع المجموعات المضبّبة التي يضمها نظام المسألة. من جهة أخرى فإن النظام سيحتوي على مجموعة من القواعد المضبّبة التي أطلقنا عليها الرمز R.

ويفترض على القاعدة المضبّبة التي نفتقر إليها في حل هذه المـــسألة أن تنـــتظم ضمن البنية المنطقية $IF\ x\ is\ T....THEN\ y\ is\ T_y$. وعلى هذا الأساس فـــإن مجموعـــة القواعد الحاكمة لمجموعة مختلفة من المدخلات والمخرجات ستتخذ القالب التالي:

$$R = (R_1, R_2, R_3, ..., R_n) \quad .... (3.15)$$

وستتخذ القاعدة المضبّبة العامة الوصف المنطقي والرياضي التالي:

$$R_i = IF(x_i.IS.T_{x_1}, AND.x_p.IS.T_{x_p})THEN(y_1.IN.T_{y_1}, AND.Y_q.IN.T_{y_q}) ...... (3.16)$$

ويمثل الرمز p مجموعة أولية لصيغ القواعد R_i لمجموعة مضبّبة قوامها $(T_{x_1} \times T_{x_2} \times T_{x_3} \times .... \times T_{x_p})$ وستكون النتيجة الملازمة عبارة عن اتحاد q من المخرجات غير المعتمدة Independent Outputs.

وإذا أخذنا بعين الاعتبار لمعالجة هذه المسألة نظاماً يتألف من مجموعة نقاط مدخلة (مستويات التعليم/والخبرة) ومخرج أحادي (الأجر الشهري) فسيتم اختصار النتيجة الملازمة إلى الصيغة (y هي T_{y1}) وستتخذ القواعد المعتمدة لوصف آلة الاستدلال الصيغ المنطقية الحاكمة لوصف الأجر الشهري كما يلي:

Rule #1: IF EDUCATION IS LOW **AND** EXPERIENCE IS LOW,
THEN SALARY IS VERY LOW

Rule #2: IF EDUCATION IS LOW **AND** EXPERIENCE IS MEDIUM,
THEN SALARY IS LOW

Rule #3: IF EDUCATION IS LOW **AND** EXPERIENCE IS HIGH,
THEN SALARY IS MEDIUM

Rule #4: IF EDUCATION IS MEDIUM **AND** EXPERIENCE IS LOW,
THEN SALARY IS LOW

Rule #5: IF EDUCATION IS MEDIUM **AND** EXPERIENCE IS MEDIUM,
THEN SALARY IS MEDIUM

Rule #6: IF EDUCATION IS MEDIUM **AND** EXPERIENCE IS HIGH,
THEN SALARY IS HIGH

Rule #7: IF EDUCATION IS HIGH **AND** EXPERIENCE IS LOW,
THEN SALARY IS MEDIUM

Rule #8: IF EDUCATION IS HIGH **AND** EXPERIENCE IS MEDIUM,
THEN SALARY IS HIGH

Rule #9: IF EDUCATION IS HIGH **AND** EXPERIENCE IS HIGH,
THEN SALARY IS VERY HIGH

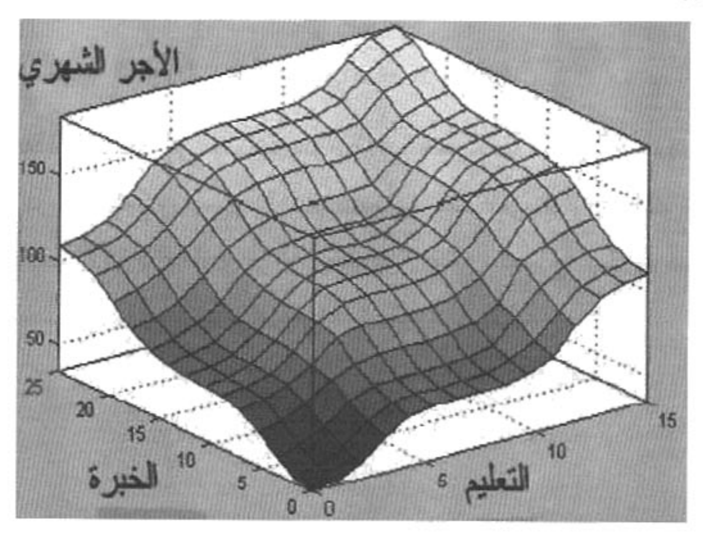
أما بالنسبة لقيمة دالة العضوية التي ستوفر للقاعدة المعتمدة قدرة التطبيق Firing Strength فيمكن تعريفها بالصورة التالية:

$$\alpha_i = Min\left(\mu_{x_1}{}^{i}(x_1), \mu_{x_2}{}^{i}(x_2)\right) \text{ .... } (3.17)$$

أو يمكن إعادة صياغتها كما يلي:

$$\alpha_i = \mu_{x_1}{}^{i}(x_1)\mu_{x_2}{}^{i}(x_2) \text{ .... } (3.18)$$

وتمثل معادلة (3.18) تقاطعاً مضبّباً مع القيمة الدنيا، أو حاصل ضرب المعاملات. بالمقابل يظهر في الشكل (٣-٨) حصيلة تأثير القواعد المضبّبة (التي تم وصفها) في شكل ثلاثي الأبعاد، يجمع بين المدخلين (مستوى التعليم، والخبرة) ومخرج واحد (الأجر الشهري).



شكل (٣-٨) الوصف الثلاثي لمدخلات المجموعة ومخرجاتها

٣-٥-٣ إزالة التضبيب Defuzzification:

تظهر مرحلة إزالة التضبيب خطوة ضرورية لإعادة قولبة القيم المضبّبة التي أدخلت في بنية النظام الرياضي والمنطقي، لكي تتلاءم مع الآليات السائدة في أنموذجه المبتكر (Kartalopoulos,1996). وتسهم هذه العملية في إنتاج قيم حدّية يمكن التعامل معها باعتبارها مخرجات يمكن استثمارها في اتخاذ قرارات جديدة.

إن عملية اختيار قيمة واحدة من مجموعة قيم مضبّبة ليس بالأمر الهيّن (Berkan,etal.,1997)، ويتطلب منا دراية كافية بخصائص النظام الذي نتناوله بالدراسة. ولقد توصل الباحثون إلى ابتكار أكثر من عمليه رياضية، لضمان تطبيق مرحلة إزالة التضبيب، تتميز كل منها بأساس نظري ترتكز عليه، ونتائج تختلف عن البقية في ضوء المعالجات المعتمدة لتحقيق ذلك (Vernon ,J.,,1999).

وسنحاول بداية مناقشة أهم الطرق المعتمدة في إزالة التضبيب، لكي نوفر لأنفسنا فرصة كافية للتوسع في تطبيق الأنموذج المضبّب على تطبيقات أكثر شمولاً في ميادين التجارة والأعمال.

أ- متوسط القيمة العليا Mean of Maximum (MOM):

تعمد هذه الطريقة إلى حساب متوسط قيم مخرجات الأنموذج المضبّب التي تمتلك أكبر قيمة لدرجة الإمكان Possibility Degree. فإذا افترضنا أن العبارة "y Is A" هو استنتاج مضبّب لأنموذج ننوي إزالة التضبيب عنه، ستصبح عملية وصف صياغة إزالة التضبيب بطريقة متوسط القيمة العليا بالمعادلة التالية:

$$MOM(A) = \frac{\sum_{y^* \in P} y^*}{|P|} \quad .... (3.19)$$

حيث يمثل المتغير P مجموعة قيم المخرجات y مع أكبر قيمة لدرجة الإمكان في A. ويمكن صياغتها بعبارة أخرى، كما يلي:

$$P = \{y^* | \mu_A(y^*) = \sup_y \mu_A(y)\} \quad .... (3.20)$$

فإذا كانت P تمثل مجالاً ما، فإن نتيجة إزالة التضبيب بطريقة متوسط القيمة العليا ستكون عبارة عن نقطة المنتصف في ذلك المجال.

إن أهم المحددات التي تقف عائقاً أمام هذه الطريقة تكمن في غياب القدرة لـــديها على تحديد شكل توزيع الإمكانية. كذلك فإن استنتاجين يحتويان على نقاط القمة نفسها Peak Point، مع وجود اختلاف فى الشكل سينتج عنها نتيجة إزالة التضبيب نفسها بهذه الطريقة، وهو أمر متناقض.

ب- مركز المساحة Center of Area (COA):

توظف هذه الطريقة آلية مركز الثقل الجذبي Center of Gravity (Centroid) التي يكثر استخدامها في أكثر من تطبيق رياضي وهندسي. وبخلاف طريقة متوسط القيمة العليا فإن هذه الطريقة تأخذ بعين الاعتبار جميع قيم توزيع الإمكانية عند حساب النقطة الممثلة لها في النظام.

وستكون عملية إزالة التضبيب مشابهة للصيغة المستخدمة في تحديد مركز الثقـــل الجذبي بالفيزياء، حيث يتم من خلالها احتساب المتوسط الموزون Weighted Average كما في المعادلة التالية:

$$COA(A) = \frac{\sum_x \mu_A(x) \times x}{\sum_x \mu_A(x)} \quad .... (3.21)$$

حيث يمثل الرمز $\mu_A(x)$ المتوسط الموزون للقيمة x . تمثـــل المعادلـــة (3.21) وصف مركز الثقل عندما يكون المتغير x من النوع المتقطع Discrete ، أما إذا كـــان من النوع المستمر Continuous فتأخذ المعادلة الصيغة التالية:

$$COA(A) = \frac{\sum_x \mu_A(x) \times x dx}{\sum_x \mu_A(x) dx} \quad ...... (3.22)$$

ج – طريقة الارتفاع The Height Method:

تتألف هذه الطريقة من مرحلتين: يتم من خلالهما تحويل دالة العضوية الناتجة C_i إلى نتيجة حدّية $y=c_i$ حيث يمثل المتغير C_i مركز الثقل الجذبي. بعد ذلك يتم إزالة تضبيب مركز الثقل الجذبي من خلال تطبيق القواعد على النتائج الحدّية، فنحصل على الصيغة الجديدة:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^{M} w_i c_i}{\sum_{i=1}^{M} w_i} \quad .... (3.23)$$

ويمثل المتغير w_i القيم التي تتطابق من خلالها القاعدة مع البيانات المدخلة. وتكمن الفائدة الجوهرية في هذه الطريقة بالبساطة التي تتسم بها بالمقارنة مع بقية الطرق. بيد أنها تعد في كثير من الأحيان منهجاً تقريبياً لطريقة مركز الثقل الجذبي.

٣-٥-٤ أنواع نماذج المنطق المضبّب:

بصورة عامة هناك نوعان رئيسان من نماذج المنطق المضبب التي ترتكز على توظيف القواعد المنطقية Rule-based Fuzzy Models، يرتكز النوع الرئيسي على آلية جمع القواعد Additive Rule Model، فى حين لا يتصف النوع الثاني بهذه الآلية فيطلق عليه Non-Additive Rule Model. بالمقابل يتوافر ثلاثة نماذج للمنطق المضبّب يكثر استخدامها على أرض الواقع التطبيقي هي:

- أنموذج Mamdani Model.
- أنموذج Takagi-Sugeno-Kang (TSK) Model.

- أنموذج Kosko (الأنموذج التجميعي المعياري) (KAM).

ويقع كل من الأنموذجين الثاني والثالث (الأنموذج جمعـــي) فـــي دائـــرة النـــوع الرئيسي، فى حين يستقر الأنموذج الأول بمفرده في أرض النوع الثاني (غير جمعي) .(Yen,etal.,1999)

وسنحاول إلقاء مزيد من الضوء على كل أنموذج من هذه النماذج لكي يسهل انتقاء المناسب منها عند محاولة تطبيقها على مسائل مختلفة في ميدان التجارة والأعمال.

٣-٥-٤-١ أنموذج Mamdani:

يعد هذا الأنموذج من أكثر نماذج المنطق المضبّب استخداماً فـــي جـــل محـــاور التطبيقات المعروفة (Schneider,etal.,1996). يتألف هذا الأنموذج من القواعد اللغوية التي تصف المجال الذي يمتد إلى مجموعة من المدخلات $U_1 \times U_2 \times U_3 \times .... \times U_r$ ولغاية W. وتتألف الصيغة العامة لقواعده مما يلي:

$$R_i : IF..x_1..IS..A_{i1}..AND..AND..x_r..IS..A_{ir}..THEN..y..IS..C_i$$

حيث يمثل المتغير $x_j(j=1,2,.......,r)$ مدخلات الأنموذج، على حـــين يمثـــل y المخرج، في حين يمثل كل من A_{ij} و C_i مجموعتين مضبّبتين للمتغيرين x_j و y علـــى التوالي.

فإذا كانت لدينا المدخلات بالصيغة التالية:

$$x_1......IS..A'_1, x_2......IS..A'_2, ..., x_r......IS..A'_r$$

حيث إن $A_1, A_2, ...A_R$ عبارة عن مجموعات مضبّبة ثانوية لكل من $U_1, U_2, ..., U_R$. وعليه فإن مساهمة القاعدة R_1 في التأثير في نتيجة أنموذج Mamdani ستكون عبـــارة عن مجموعة مضبّبة تمتلك دالة عضوية يمكن احتسابها كما يلي:

$$\mu_{c'_i}(y) = (\alpha_{i1} \wedge \alpha_{i2} \wedge .... \wedge \alpha_{in}) \wedge \mu_{c_i}(y) \text{ .... (3.24)}$$

حيث يمثل المتغير αi درجة التطابق (قوة التنفيذ) للقاعدة R_1 ، وأن α_{ij} هي درجة التطابق بين x_j من جهة و شروط القاعدة Ri حول المتغير x_j(٦).

$$\alpha_{ij} = \sup_{x_j}(\mu_{A'_j}(x_j) \wedge \mu_{A_{ij}}(x_j)) \text{ .... (3.25)}$$

إن النتيجة النهائية لهذا الأنموذج ستكون عبارة عن حاصل جمع المخرجات الناتجة عن جميع القواعد باستخدام معامل القيمة القصوى.

$$\mu_C(y) = \max\{\mu_C{'}_1(y), \mu_C{'}_2(y), ..., \mu_C{'}_L(y),\} \text{ .... (3.26)}$$

ينبغي أن ننتبه إلى أن C هي عبارة عن مجموعة مضبّبة، ويمكن أن يزال التضبيب عن هذه المخرجات بإحدى الطرق التي نوقشت في فقرة سابقة (Babuska,R., 2001).

٣-٥-٤-٢ أنموذج TSK:

يعد هذا الأنموذج خطوة لاحقة بعد أنموذج Mamdani حاول فيه مبتكروه الثلاثة تقليص عدد القواعد التي يتطلبها العمل على الأنموذج الذي سبقه، وبالخصوص في النظم التي يسود فيها تعقيد ملحوظ، مع زياد عدد أبعاد Multi-Dimensional متغيراتها (Babuska ,R.,2001).

ولتحقيق هذا الغرض فقد أسهم أنموذج TSK باستبدال المجموعات المضبّبة في قطاع نتيجة الشرط (... THEN) الموجودة في أنموذج Mamdani بعلاقة رياضية خطية تجمع بين متغيرات الإدخال المختلفة (Yen,etal.,1999).

فعلى سبيل المثال تتخذ القواعد في هذا الأنموذج المبتكر الوصف المنطقي التالي:

(٦) يشير الرمز $\wedge$ إلى معامل القيمة الدنيا.

IF x IS B_j AND z IS C_M

THEN G=bx+cz+l

حيث تمثل العوامل b,c,l ثوابت عددية.

بصورة عامة فإن القواعد المستخدمة في هذا الأنموذج تمتلك القالب العام التالي:

IF x_1 IS A_{i1} AND ...... AND x_r IS A_{ir}

THEN $y=f_i(x_1,x_2,.....,x_r)=b_{i0}+b_{i1}x_1+b_{i2}x_2+.....+b_{ir}x_r$

حيث يمثل الرمز f_i أنموذجاً خطياً ، وأن $b_{ij}(j=0,1,2,3,.....,r)$ عبارة عن متغيرات ذات قيمة حقيقية Real-Valued Parameters. ويمكن وصف المحصلة الكلية الناتجة عن هذا الأنموذج بالمعادلة التالية:

$$y=\frac{\sum_{i=1}^{L}\alpha_i f_i(x_1,x_2,..,x_r)}{\sum_{i=1}^{L}\alpha_i}=\frac{\sum_{i=1}^{L}\alpha_i(b_{i0}+b_{i1}x_1+..+b_{ir}x_r)}{\sum_{i=1}^{L}\alpha_i} \quad ..... (3.27)$$

حيث يمثل المتغير α_i درجة مطابقة القاعدة R_i التي تناظر درجة مطابقة القاعدة التي تم احتسابها في أنموذج Mamdani.

ونود الإشارة إلى أن مدخلات أنموذج TSK تكون عن قيم غير مضبّبة (حدّيــة)، وعليه فإن درجة المدخلات $x_1=a_1,x_2=a_2,....,x_r=a_r$ التي ستوافق القاعــدة ذات الدرجة ith Degree يمكن احتسابها بسهولة عن طريق اعتماد معامل الحد الأدنى:

$$\alpha_i=\min(\mu_{A_{i1}}(a_1),\mu_{A_{i2}}(a_2),....,\mu_{A_{i2}}(a_r)) \quad .... (3.28)$$

يوفر هذا الأنموذج أدوات فاعلة للتعامل مع النظم المعقدة، كما يمتلك القدرة على وصف العلاقات غير الخطية التي تتسم بتعقيد بالغ، وباستخدام الحد الأدنى من القواعد المنطقية. من أجل هذا ازداد حجم طيف استخــدامات هذا الأنمــوذج فــي ميــادين مختلفة.

٣-٥-٤-٣ الأنموذج التجميعي المعياري Standard Additive Model:

يعد هذا الأنموذج مرحلة لاحقة للأنموذجين السابقين، بيد أن تطابق القواعد المضبّبة في هذا الأنموذج مع تلك التي تستخدم في أنموذج Mamdani لم يحل دون ظهور أربعة فروق جوهرية بينهما شملت (Yani,etal.,1999):

- افتراض أن مدخلات الأنموذج حدية فقط، في حين يمكن لسابقه أن يتعامل مع متغيرات مضبّبة وحدية في آن واحد.
- يستخدم آلية استدلال تختلف عن آلة الاستدلال المستخدمة في سابقه.
- يستخدم طريقة الإضافة لربط استنتاجات القواعد المضبّبة، في حين يستخدم السابق القيمة العليا.
- يوظف هذا الأنموذج آلية إزالة التضبيب من نوع مركز الثقل الجذبي، في حين لا يحد سابقه بآلية محددة لإزالة التضبيب.

إن الصيغة العامة لهذا الأنموذج ستعتمد على صياغة قواعده المنطقية التي ستأخذ القالب التالي:

IF x IS A_i AND y IS B_i

THEN z IS C_i

فإذا أخذنا بعين الاعتبار المدخلين الحدّيين $x=x_0$ و $y=y_0$ فإن ناتج تطبيق هذا الأنموذج سيأخذ القالب الرياضي التالي:

$$z = centriod\left(\sum_i \mu_{A_i}(x_0) \times \mu_{B_i}(y_0) \times \mu_{c_i}(z_0)\right) \quad ....(3.29)$$

مثال تطبيقي:

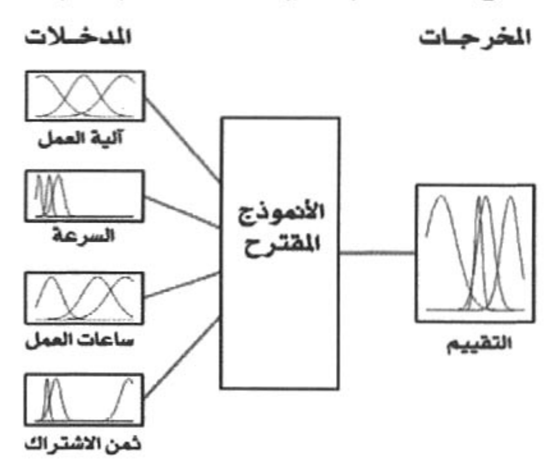
تعد مسألة تقييم الاشتراك بأحد مجهزي خدمة الإنترنت في منطقة عملك، أو إقامتك خير مثال على توظيف المنطق المضبّب في اتخاذ القرارات التي تفتقر إلى حدود واضحة للخيار الأمثل في زحمة المتغيرات التي تحيط بنا على أرض الواقع.

إن توافر أكثر من مجهز لخدمة الإنترنت في الجوار، وتباين العروض التي يقدمونها للمشتركين، تجعل من الصعوبة الوصول إلى قرار حدّي بصدد الاشتراك مع مجهز معين دون غيره. ولتوظيف آلة الاستدلال التي يطرحها أنموذج المنطق المضبّب سنحاول في البداية تحديد مدخلات الأنموذج، ومطالعة مخرجاته التي ستمنحنا فرصة اتخاذ قرار واضح.

بصورة عامة تحكم خدمة الإنترنت جملة من العوامل سنحاول أن نركز على أربعة مدخلات هي:

- الأول: آلية العمل.
- الثاني: سرعة تناقل البيانات.
- الثالث: عدد ساعات العمل اليومية.
- الرابع: ثمن الاشتراك بالخدمة.

وعلى هذا الأساس تألف الأنموذج المقترح من أربعة مدخلات (آلية العمل، وسرعة تناقل البيانات، وعدد ساعات العمل اليومية، وثمن الاشتراك بالخدمة) في حين تألفت المخرجات من مخرج واحد هو (التقييم) انظر الشكل (٣-٩).



شكل (٣-٩) هيكلة الأنموذج المعلوماتي المقترح

يظهر في الجدول (٣-٥) المستويات التي ستتراوح بينهـــا قـــيم دوال العـــضوية للمتغيرات الأربعة (٤ مداخل + مخرج١)، في ضوء متطلبات توفير أرضية مناســـبة لإصدار حكم بصدد كل مستوى من هذه المستويات.

جدول (٣-٥) مستويات دوال العضوية لمتغيرات الأنموذج المقترح

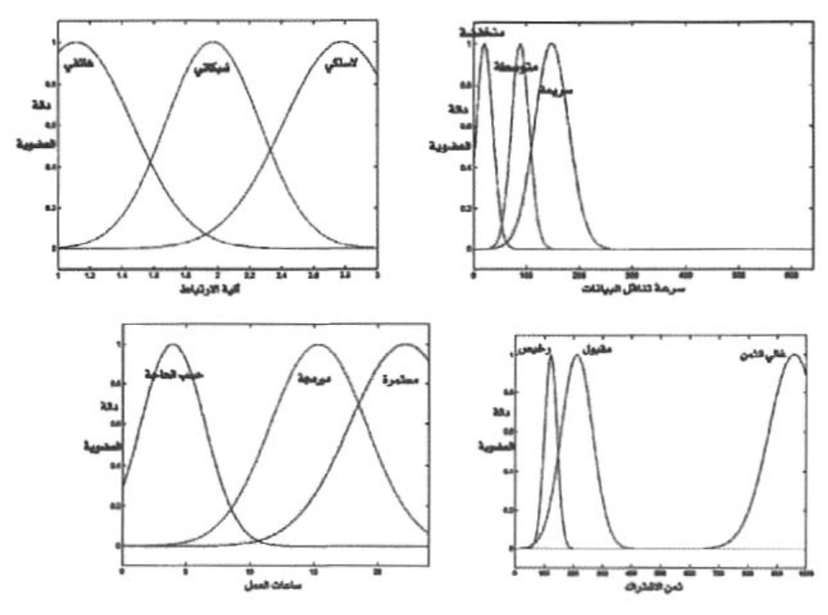
المتغير	الفئة	مستويات دالة العضوية			
آلية العمل	مدخل	هاتفية	شبكاتي	لاسلكية	
سرعة تناقل البيانات	مدخل	منخفضة	متوسطة	سريعة	
عدد ساعات العمل اليومية	مدخل	حسب الحاجة	مبرمجة	مستمرة	
ثمن الاشتراك	مدخل	رخيص	مقبول	غالي الثمن	
التقييم	مخرج	منخفض	متوسط	جيد	ممتاز

أما الجدول (٣-٦) فيظهر القيم الواقعية المناظرة لكل مستوى من هذه المستويات في ضوء طبيعة الخدمات المطروحة لدى الشركات المحلية المجهزة لخدمة الإنترنت.

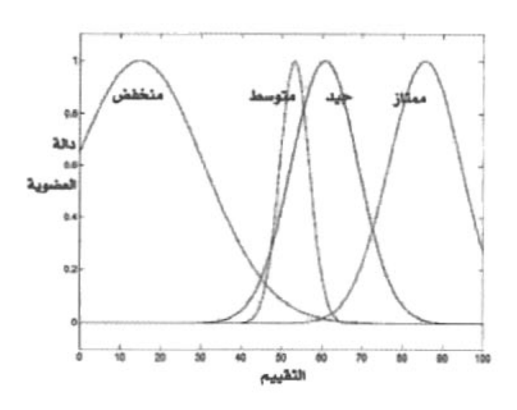
جدول (٣-٦) القيم المقترحة لمستويات دوال عضوية المتغيرات المقترحة

المتغير	الفئة	قيم مستويات دالة العضوية			
آلية العمل	مدخل	٠-١	٠-١	٠-١	
سرعة تناقل البيانات	مدخل	٥٦	١٢٨	٦٤٠	
عدد ساعات العمل اليومية	مدخل	٢	١٢	٢٤	
ثمن الاشتراك	مدخل	٨٠	٢٠٠	١٠٠٠	
التقييم	مخرج	٤٠	٥٠-٦٠	٦٠-٨٠	٨٠-١٠٠

ويظهر في الشكل (٣-١٠) أشكال دوال العضوية ومراتب المدخلات الأربعة الخاصة بالأنموذج المقترح، فى حين يظهر في الشكل (٣-١١) مراتب دالة عضوية مخرج الأنموذج. وقد تم إعداد هذه الأشكال من البيانات المدرجة في الجدولين (٣-٥) بعد أن تم اختيار دالة العضوية من نوع دالة Gaussian (انظر الشكل ٣-٦).



شكل (٣-١٠) أشكال دوال العضوية ومراتب المدخلات الأربعة الخاصة بالأنموذج المقترح



شكل (٣-١١) دوال العضوية لمدخلات الأنموذج المقترح ومخرجاته

وتأتي مرحلة صياغة القواعد المنطقية الحاكمة للأنموذج الرياضي، حيث أعـدّت مجموعة من هذه القواعد، وبحيث يتم من خلالها تغطيـة جميـع الخيـارات التقنيـة والاقتصادية المقابلة لكل خيار من الخيارات المطروحة أمـام المـستخدم العـادي أو المتخصص على حد سواء.

ويظهر الجدول (٣-٧) الهيكلة المنطقية لبعض القواعد المنطقية التي اسـتخدمت في الأنموذج المضبّب المقترح لهذه المسألة.

جدول (٣-٧) وصف بعض القواعد المنطقية المستخدمة في الأنموذج المقترح

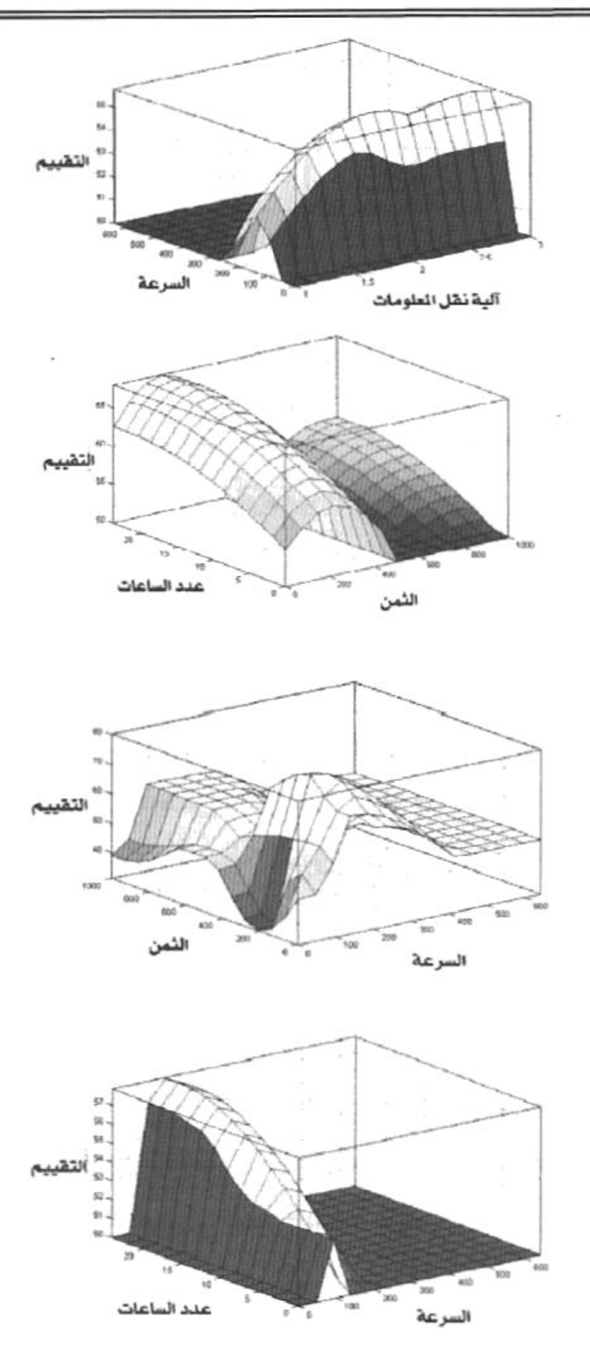
القاعدة	آلية العمل	سرعة تناقل البيانات	عدد ساعات العمل	ثمن الاشتراك	التقييم
R#1	هاتفية	منخفضة	حسب الحاجة	رخيص	متوسط
R#2	هاتفية	منخفضة	حسب الحاجة	مقبول	منخفض
R#3	هاتفية	منخفضة	مبرمجة	رخيص	منخفض
R#4	هاتفية	منخفضة	مستمرة	غالي الثمن	منخفض
R#5	شبكاتي	منخفضة	حسب الحاجة	رخيص	منخفض
R#6	شبكاتي	متوسط	حسب الحاجة	رخيص	متوسط
R#7	شبكاتي	متوسط	مبرمجة	رخيص	متوسط
R#8	شبكاتي	جيد	مبرمجة	رخيص	جيد
R#9	شبكاتي	ممتاز	مستمرة	مقبول	ممتاز
R#10	شبكاتي	ممتاز	مستمرة	غالي الثمن	جيد
R#11	لاسلكية	منخفضة	مبرمجة	مقبول	منخفض
R#12	لاسلكية	منخفضة	مستمرة	مقبول	منخفض

القاعدة	آلية العمل	سرعة تناقل البيانات	عدد ساعات العمل	ثمن الاشتراك	التقييم
R#13	لاسلكية	متوسط	مستمرة	مقبول	متوسط
R#14	لاسلكية	جيد	مبرمجة	مقبول	متوسط
R#15	لاسلكية	سريعة	مستمرة	غالي الثمن	جيد

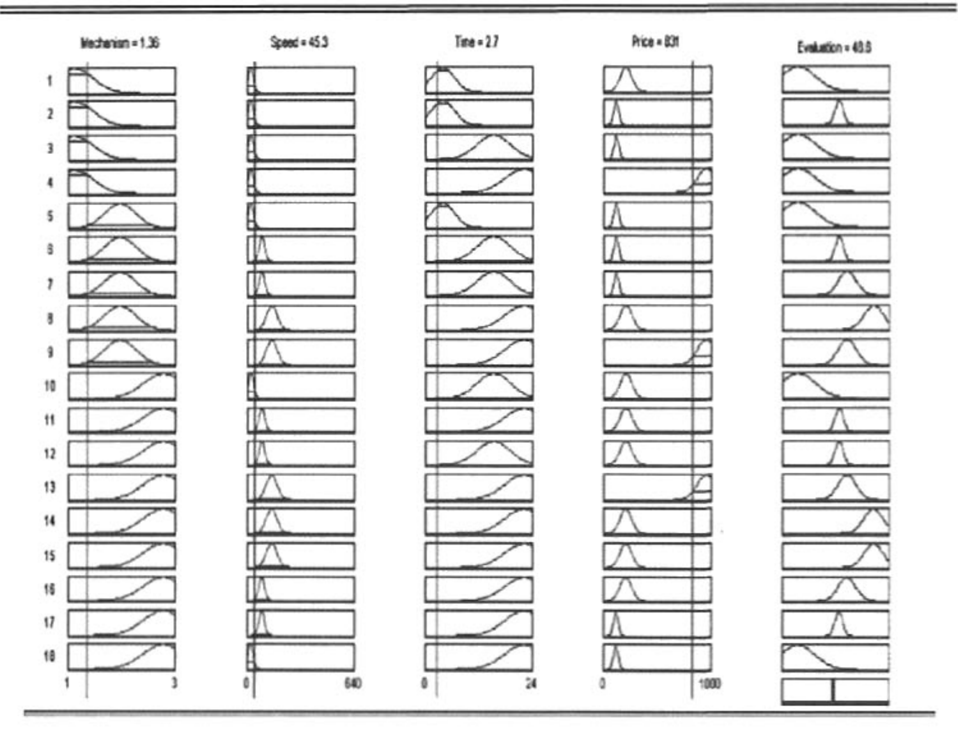
ولغرض الوصول إلى قيم واقعية من هذا الأنموذج، واستثمارها على أرض الواقع، أزيلت صفة التضبيب عن مخرجات الأنموذج باعتماد أسلوب مركز المساحة COA لكي تكون النتائج المستحصلة أكثر قرباً من قراراتنا التي نحاول إصدارها بصدد العقبات التي تعترضنا في حياتنا اليومية (Babuska ,R.,2000).

وقد استخدم برنامج MATLAB Versions 14.0 لحوسبة الأنموذج المقترح، وترجمة البيانات المذكورة في الشكلين (٣-١٠، ٣-١١) إلى مستويات مدخلات الأنموذج ومخرجاته، وصياغة دوال العضوية لكل منها. وقد أدخلت القواعد المنطقية التي تربط كل متغير من هذه المتغيرات، بواسطة صندوق أدوات المنطق المضبّب (Jang, R.& N. Gulley,1997).

ويظهر في الشكل (٣-١٢) وصف ثلاثي الأبعاد لمتغيرات قواعد الأنموذج المقترح، وطبيعة العلاقات المقيمة بين هذه المتغيرات في ضوء ما تم إعداده في صياغة أنموذج المنطق المضبّب. أما الشكل (٣-١٣) فتظهر أمامنا لوحة حوسبة القواعد المنطقية المستخدمة في تقييم الحالات المطروحة، التي يمكن من قيامنا بتغيير قيم المدخلات والمخرجات بصورة تفاعلية تحديد الحد الأمثل لكل خيار من الخيارات المطروحة أمامنا.



شكل (٣-١٢) وصف ثلاثي الأبعاد لمتغيرات قواعد الأنموذج المقترح



شكل (٣-١٣) لوحة حوسبة القواعد المنطقية المستخدمة في تقييم الحالات المطروحة

٣-٦ استخدامات المنطق المضبّب في ميادين التجارة والأعمال:

هناك أكثر من ميدان تطبيقي لتوظيف نظرية المجموعة المضبّبة على أرض الواقع. وقد بدأ المتخصصون بالتنقيب في الأطر المفاهيمية للمنطق المضبّب عن مرتكزات جديدة، يمكن ترجمتها بتطبيق ميداني مناسب. ويمكن أن يعزى انتشار استخدام هذا الأنموذج (خلال العقد الأخير) إلى المقاربة المقيمة بينه من جهة، وبين المتغير الواقعي الذي يبتعد في كثير من جوانبه عن الحافات الحدية للصياغات الرياضية الصارمة التي عمد الكائن البشري إلى صناعتها لكي ينشئ أرضية تمهد أمامه أرضية مباشرة للتعامل مع الواقع.

فقد تبرز أمامنا في بعض الأحيان عقبة التعامل مع بعض النمـــاذج الاقتـــصادية المعقدة، التي تمتاز بياناتها بغياب الوضوح وسيادة التضارب، الأمر الذي قد ينجم عنه صعوبة تطبيق آليات التصنيف الحدّي بأنماطه التقليدية (Silvert ,W., 2000). وعلـــى هذا الأساس تظهر الحاجة إلى توظيف أوصاف جديدة نحاول مـــن خلالهـــا تعريـــف الحالات الملتبسة مثل: وصف غالي الثمن، وزهيد الثمن، عندما يبرز أكثر من متغير يؤثر بطريقة غير خطية، وغير واضحة فى هذه الأوصاف في آن واحد.

وفي هذا الموضع تظهر للعيان الإمكانيات التي يوفرها النسق المعرفي للمنطـــق المضبّب الذي يتيح لنا فرصة تبويب أنساق البيانات غير الواضـــحة عنـــدما يتوقـــف المنطق الحدّي أمامها دون أن تتوافر له فرصة مناسبة للتعامل معها على أرض الواقع.

يضاف إلى ذلك قدرة هذا النسق الرياضي على تبسيط الوصف العلمي للظـــاهرة، والابتعاد عن سمات التعقيد التي تعاني منها النماذج الرياضية عندما تحاول أن تـــصنع قوالب تقريبية لوصف الواقع بعد أن تعقدت بنيته.

هذه العوامل وأخرى (قد يطول ذكرها في فصل واحد) ستتجلى أمامنا عند محاولة مناقشة بعض المحاور التطبيقية لهذا المنطق على ساحة واقع التجارة والأعمال الثرية بالمسائل.

مراجع الفصل الثالث

1. Astanin, S.V.,T.G. Kalashnikova, Decision Making Under Fuzzy Exceptional Conditions, ESIT 2000, 14-15 September 2000, Aachen, Germany.
2. Babuska ,R., Data-Driven Fuzzy Modeling: Transparency and Complexity Issues, Delft University of Technology, Faculty of Information Technology and Systems Control Engineering Laboratory, Mekelweg ,GA Delft, The Netherlands, 2001.
3. Babuska ,R., Fuzzy Systems, Modeling and Identification, Delft University of Technology, Department of Electrical Engineering Control Laboratory, Mekelweg , GA Delft, The Netherlands, 2000.
4. Babuskay,R., H.B. Verbruggeny and H. Hellendoornzy ,Promising Fuzzy Modeling and Control Methodologies for Industrial Applications ,y Delft University of Technology, Faculty of Information Technology and Systems, Control Engineering Laboratory, Mekelweg ,GA Delft, The Netherlands, 2001.
5. Berg, J.V., etal., Financial Markets Analysis by Probabilistic Fuzzy Modeling, Faculty of Economics, Erasmus University Rotterdam, 2003.
6. Berkan,R.C., & S.L. Trubatch, Fuzzy Systems Design Principles, IEEE Press, USA , 1997.
7. Bezdek, J.C. ,Fuzzy Models - What Are They, and Why?, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, Vol. 1, No. 1, February 1993 .
8. Bonissone, P., Fuzzy Logic and Soft Computing:Technology Development and Applications, General Electric CRD Schenectady NY 12309, USA,1997.
9. Brule, J.,Fuzzy Systems - A Tutorial, 1985, Available At : http://www.ortech-engr.com/fuzzy/tutor.txt.
10. Carlsson, C., Soft Computing : Modeling Technologies and Intelligent Systems Minitrack, Proceedings of the 32nd Hawaii International Conference on System Sciences – 1999.
11. Casti,J.L., Searching for Certainty, Morrow, NewYork,1991.

12. Cornelis,G & E. Kramar, Fuzzy Logic and Non-market Valuation: A Comparison of Methods, FEPA Research Unit, University of British Columbia, Vancouver, Canada, 2002.

13. Draeseke, B. & David E. A. Giles , A Fuzzy Logic Approach to Modelling the Underground Economy, Department of Economics, University of Victoria, Canada,2002.

14. Draeseke, R. & D.E. Giles, A Fuzzy Logic Approach To Modeling The Underground Economy, Department of Economics, University of Victoria, Canada, 2000.

15. El-Baroudy,I., New Fuzzy Performance Indices For Reliability Analysis Of Water Supply Systems, Department of Civil and Environmental Engineering, University of Western Ontario, London, Ontario, August, 2003.

16. Freksa, C., Fuzzy Systems in AI, In Fuzzy Systems In Computer Science, Kruse R, Gebhardt J, Palm R, eds,155-169, Vieweg, Braunschweig/Wiesbaden 1994.

17. Fuller, R., Neural Fuzzy Systems, Abo Akademi University, Abo 1995.

18. Gradojevic , N., J. Yang , & T. Gravelle , Neuro-Fuzzy Decision-Making in Foreign Exchange Trading and Other Applications, Available At : http://economics.ca/2002/pdf/0100.pdf

19. Hangos, K., Knowledge Representation Rules, Engineering Application of AI, PHD Course, Department of Computer Science, University of Veszprem, 2001

20. Hellmann, M. , Fuzzy Logic Introduction, Laboratoire Antennes Radar Telecom, F.R.E CNRS 2272, Equipe Radar Polarimetrie, Universit de Rennes 1, UFR S.P.M, France,2001.

21. Jang, R.& N. Gulley, MATLAB Fuzzy Logic Toolbox, Version 1.0,The MATHWORKS Inc. ,1997.

22. Jang,J.S.R, C.T. Sun ,& E. Mizutani, Neuro-Fuzzy And Soft Computing, MATLAB Curriculum Series, Prentice Hall, USA, 1997.

23. Jantzen ,J., Tutorial On Fuzzy Logic, Technical University of Denmark, Department of Automation, Tech. Report No 98-E 868, Lyngby, DENMARK, 19 Aug 1998.

24. Joshua B. L., Eunsang Yoon, & Richard E. Plank, A Fuzzy Logic Perspective on Global Market Entry: An Application to Country Risk Assessment, University of Massachusetts Lowell, ISBM REPORT 1-1993.

25. K. Tomsovic, & M.Y. Chow, Tutorial on Fuzzy Logic Applications in Power Systems, Prepared for the IEEE-PES Winter Meeting in Singapore, January, 2000.

26. Kaehler,S.D.,Fuzzy Logic - An Introduction, Encoder, The News Letter of Seattle Robotics Society, 2003, Available At:

27. Kartalopoolos, S.V., Understanding Neural Networks and Fuzzy Logic: Basic Concepts and Applications, IEEE Press,1996.

28. Kavdir ,U.,& D. E. Guyer, Apple Grading Using Fuzzy Logic, Turk J Agric For ,27 (2003) 375-382.

29. Kaymak,J. & W. Bergh, Financial Markets Analysis by Probabilistic Fuzzy Modeling, Faculty of Economics, Erasmus University Rotterdam, ERIM Report Series Research in Management,2001, available At: http://www.erim.eur.nl.

30. Kecman,V., Learning And Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Networks and Fuzzy Logic Models, The MIT Press, Cambridge, MA, 2001.

31. Krantz, B.,A "Crisp" Introduction to Fuzzy Logic,2002, Available At: http://www.

32. Kruse, R., A. Nürnberger, Learning Methods for Fuzzy Systems, Department of Computer Science, University of Magdeburg, Universitätsplatz , Germany,1997.

33. Levy ,J.B., R. E. Plank & E.Yoon, Fuzzy Logic Perspective on Global Market Entry:An Application to Country Risk Assessment, University of Massachusetts Lowell, ISBM REPORT 1-1993.

34. Lin,C, & H. A.Khan, Can The Neuro Fuzzy Model Predict Stock Indexes Better Than Its Rivals, White Paper, CIRJE-165, Providence University, August 2002.

35. Mathworks, Fuzzy Logic ToolBox, Users Guide, Version 12,2001.

36. Moussa, A.S , The Implementation Of Intelligent Qos Networking By The Development And Utilization Of Novel Cross-Disciplinary Soft Computing Theories And Techniques, A Dissertation Submitted To The Department Of Computer Science In Partial Fulfillment Of The Requirements For The Degree Of Doct2323or Of Philosophy, Degree Awarded :Fall Semester, 2003 .

37. Nikravesh,M., V. Loia, & B. Azvine, Fuzzy Logic And The Internet (FLINT): Internet, World Wide Web, And Search Engines, Soft Computing 6 (2002) 287 – 299 _ Springer-Verlag 2002.

38. Nordlander, T.E., AI Surveying :Artificial Intelligence In Business, Thesis Submitted In Partial Fulfillment Of Requirements Of The Full-Time Msc In Management Science, Department Of Management Science And Statistics, De Montfort University, September 2001 .

39. O'Hagan ,M., A Fuzzy Decision Maker, Fuzzy Logic, Inc., 1160 Via España, La Jolla, CA 93037, USA,1991.

40. Oldroyd, D., The Arch of Knowledge, Methuen, New York, 1986.

41. Raman, K., Application of Fuzzy Logic and Control in Customer Relationship, Presented at Johannes-Kepller University, Linz, Austria,2001.

42. Rouvary,D.H., Editor, Fuzzy Logic in Chemistry, Academic press, California, USA, 1997.

43. Russel, B., Our Knowledge of The External World, Allen & Unwin, London, 1914.

44. Schneider, M, A. Kandel , G. Langholz & G. Chew, Fuzzy Expert System Tools, John Wiley, USA, 1996.

45. Shapiro,A.F., Capital Market Applications of Neural Networks, Fuzzy Logic and Genetic Algorithm , Penn State University, AFIR 2003.

46. Silvert ,W., Fuzzy Aspects of Systems Science, proceedings of the conference, Integrative Systems Approaches in Natural and Social Sciences, H. Malchow (ed.), Springer-Verlag, Berlin, 2000.

47. Spagnolo,F., Fuzzy Logic, Fuzzy Thinking And The Teaching/Learning Of Mathematics In Multicultural Situations, The Mathematics Education Into The 21st Century Project Proceedings Of The International Conference The Decidable And The Undecidable In Mathematics Education ,Brno, Czech Republic, September, 2003.

48. Tomsovic, K. , & M.Y. Chow, Tutorial on Fuzzy Logic Applications in Power Systems, Prepared for the IEEE-PES Winter Meeting in Singapore, January, 2000.

49. Tomsovic, K., Tutorial on Fuzzy Logic Applications in Power Systems, Prepared for the IEEE-PES Winter Meeting in Singapore, January, 2000.

50. Vernon ,J., Fuzzy Logic Systems, Fuzzy Systems White Paper, 1999, Available At : http://www. control-systems-principles.co.uk.

51. Warren J., G. Beliakov & B. Zwaag, Fuzzy Logic In Clinical Practice Decision Support Systems, Proceedings Of The 33rd Hawaii International Conference On System Sciences - 2000

52. Yen,J, & R. Langari, Fuzzy Logic : Intellect, Control,& Information, Prentice Hall, USA, 1999.

53. Zadeh, L.A., Fuzzy Sets and Applications: Selected Papers, Wiley, New York, 1987.

54. Zadeh, L.A., Fuzzy sets, Information and Control, 8, 338-353, 1965.

55. Zimmermann, H. J., Fuzzy Sets Theory And Its Application, Second Edition, Kluwer, Boston,1993.

الفصل الرابع
الخوارزميات الجينية
Genetics Algorithms

٤-١ مقدمة:

تعد الحوسبة الجينية باباً جديداً وأرضاً بكراً، تنتظر مستكشفين جدداً لكي يباشروا سلسلة عمليات استثمار لآلتها المبتكرة في حل الكثير من المسائل الشائكة التي تعترض جهودهم الحثيثة لإيجاد إجابات حاسمة، وحلول ناجعة لنظم تعاني من تعقيد ملحوظ في بنيتها الرياضية.

٤-٢ توطئة أولية للخوارزميات الجينية:

تعد الخوارزميات الجينية امتداداً طبيعياً للنسق المعرفي الذي طرحته النظرية النشوئية Evolutionary Theory، التي أرسى لبناتها الأولى تشارلز داروين في كتابه الشهير "أصل الأنواع".

ورغم الانتقادات الشديدة التي وجّهت إلى هذا الكتاب، ووجود أكثر من ثغرة علمية فيه، إلا أنه أصبح مورداً رئيساً للعلوم الجينية، التي تقدمت في تحقيق سيل من الإنجازات المتميزة في حقول الجينات المورثة (بعد اكتشاف جزيئتي DNA+RNA)، ثم أفرزت مفهوم الجينوم البشري، والحوسبة الجينية التي كشفت الكثير من المسائل التي استغلقت على الفكر البشري في ميادين علمية متشعبة.

تمتلك هذه الخوارزميات القدرة على حل المسائل التي تتميز بعدم توافر الدقة الكافية لوصف متغيراتها، أو عندما تتطلب عملية الوصول إلى إجابة دقيقة جهداً كبيراً،

وتستنزف الكثير من الوقت. كذلك تلعب هذه الآلية المبتكرة دوراً فاعلاً فى حل المسائل المعقدة، أو متعددة المستويات، أو تلك التي يسودها تناقض ملحوظ بالقيود التي تسري في بنيتها، مع حتمية سريانها في النظام مجتمعة فى الوقت نفسه. ومن هذه المسائل: التخطيط لطواقم العمل ومجاميع الصيانة، وخطوط الرحلات الجوية، وإيجاد أفضل موقع لمراكز التسوق، أو مخازن السلع، وغيرها من المسائل التي تتميز بتعقيد واضح، عندما نرغب فى الوصول إلى قرار حاسم بصددها يستند إلى منطق علمي سليم.

تباشر الخوارزميات الجينية عملها عبر إنشاء مجموعة عشوائية من الحلول للمسألة المطروحة. وتسهم عشوائية التوليد في جعل الكثير من هذه المجاميع غير مقاربة للحل الأمثل (على سبيل المثال: تعاني من تداخل في توقيتات الرحلات الجوية، وقد لا يعكس دليل خطوط الرحلات كل المواقع المطلوبة لصناعة القرار الصائب) الأمر الذي يحتم إدراج هذه الحلول ضمن آلية تناظر عملية الانتخاب الطبيعي الذي تمر به الأجناس، بعد أن يتم تشفير البيانات وفق المنظومة الرقمية/الثنائية Binary System.

وتتألف العملية المناظرة لآلية الانتخاب الطبيعي من معالجة محوسبة للشيفرات الرقمية التي ستناظر الكروموسومات، ثم مرورها بعملية تهجين، وطفرة وراثية عفوية. وسيتضمن الجيل الجديد من الكروموسومات بعض الخصائص المستحدثة التي قد تكون أفضل من الأصول التي نتجت عنها. ويصير إلى انتخاب أفضل الأجيال التي تم الحصول عليها، واستبعاد أفراد الأجيال المتنحية. وتعاد هذه العملية لمرات كثيرة بحيث تتوافر أمامنا فرصة الوصول إلى أفضل جيل يلائم متطلبات المسألة التي نعكف على دراستها.

تسهم عمليتا العبور Cross-over والانتخاب في الميل نحو أفضل الحلول، واستبعاد الحلول المتواضعة في عملية الارتقاء بالمستوى الكلي لجميع الحلول التي ستمتلك

القدرة على البقاء مطروحة على بساط المناقشة والتطبيق. بمعنى آخر، إن ما نقوم به عبر توظيف الخوارزميات الجينية لا يمكن أن يعد حساباً مباشراً للمسألة المطروحة، وإنما هو عبارة عن انتخاب، أو التمهيد لظهور أفضل الحلول الممكنة، بعد سلسلة محددة من العمليات المتكررة بصورة عشوائية.

من أجل هذا فإن هذا النوع من الحوسبة الذكية لا يفتقر إلى معرفة عميقة بالآلية المناسبة لحل المسألة، بل يتطلب منا امتلاك القدرة على تقييم نوعية الحلول التي تم توليدها، ثم انتخاب أفضلها فحسب. ولهذا السبب تمتلك الخوارزميات الجينية القدرة على إنتاج أنواع متباينة من الكائنات الرياضية Mathematical Objects وتحديد نوعيتها، أو مستوى مطابقتها، لغرض حل مسألة ما.

يضاف إلى ذلك إمكانية توظيفها بوصفها أداة تنبؤ إحصائي Statistical Predictor تعمل بآلية تختلف عن الآليات الإحصائية التقليدية التي ألفنا العمل معها، وذلك عن طريق طرح نبوءة، ومحاولة التنقير عن مدى قربها من الحل المناسب للمسألة. ويتم ذلك عبر سلسلة من عمليات الانتخاب المناظرة للانتخاب الوراثي.

وعلى الرغم من أن هذه الآلية تفتقر إلى قدرة حاسوبية غاشمة، وسلسلة هائلة من عمليات التوليد العشوائي، والانتخاب، وبقاء الأصلح، إلا أنها تبقى رغم ذلك محافظة على تميزها بقدرة كبيرة في توريد حلول كثيرة لمسائل يصعب علينا التعامل معها بالآليات الرياضية والإحصائية التقليدية (Koza,etal., 2003).

بصورة عامة تعد السمة المتوازية المتوافرة في الخوارزميات الجينية إحدى الخصائص الجوهرية التي تميزها عن غيرها من خوارزميات الحوسبة المعروفة. إن سيادة السمة المتوالية في الخوارزميات الأخرى يجعلها تعاني من عقبة استكشاف فضاء البحث Solution Space الخاص بمسألة ما باتجاه واحد خلال الفسحة الزمنية المتاحة للمعالجة. وإذا كان الحل الذي تم التوصل إليه دون المستوى المنشود، فلم يعد أمامنا

خيار آخر سوى إلغاء جميع ما تم التوصل إليه سابقاً ومباشرة محاولة جديدة للحل من جديد (Holland,1992).

أما بالنسبة للخوارزميات الجينية، فإن قدرتها على إنتاج أنسال جديدة متعددة، توفر لها فرصة ثمينة لإعادة استكشاف فضاء البحث باتجاهات متعددة في آن واحد. وإذا كان أحد الحلول المطروحة يفضي إلى طريق مسدود، يمكن لهذه الخوارزميات أن تحذفه من فضاء الحل، لتتجه صوب حلول أخرى، قد تمهد الطريق للوصول إلى الحل الأمثل المناظر لهذه المسألة (Mitchell,1996).

وفي ضوء ما ذكر ستبرز أمامنا مجموعة من الفروق الجوهرية بين هذه الآلية المبتكرة والآليات الأخرى يمكن أن نلخصها في الجدول (٤-١).

جدول (٤-١) الفروق المقيمة بين الخوارزميات الجينية والآليات التقليدية

الخاصية	الآلية التحليلية التقليدية	الآلية الجينية
السرعة	جيدة بصورة عامة.	متوسطة أو منخفضة.
الأداء	تعتمد على آلية الحل.	مناسبة إلى ممتازة.
آلية العمل	- سلسلة من العمليات المتوالية. - تتعامل مع البيانات ذاتها.	- سلسلة من العمليات المتوازية. - تتعامل مع الشيفرات المناظرة للبيانات.
فهم المسألة	ضروري لتوظيف الآلية المناسبة لها.	غير ضروري.
الجهد البشري المطلوب	بضعة دقائق إلى بضع ساعات.	بضعة أيام.

قابلية التطبيق	منخفضة: لأن جل المسائل المهمة لا تمتلك صياغة رياضية دقيقة، أو تطرح مجموعة كبيرة من الحلول التي تستدعي تجربتها للتأكد من صلاحيتها.	عامة، لأن نسق خوارزمياتها يسري على جميع الأمثلة بالطريقة نفسها.
الخطوات الوسيطة	لا يمكن أن تعد حلولاً تامة، لأن علينا الاستمرار بخطوات العمل لحين الظفر بنهاية الحل.	يعد كل منها حلاً للمسألة حيث نستطيع إيقاف سلسلة الحلول في أي وقت من الأوقات، على الرغم من وجود إمكانية أن يكون الحل التالي أفضل من سابقه.

ولكن ما ذكر لا يمكن أن يعفي هذه الآليات من بعض المظاهر، أو السمات التي قد تسهم في تحديد صلاحيتها في بعض الجوانب التطبيقية، وتسهم في تضييق دائرة توظيفها في معالجة المسائل المطروحة ما لم تمر بسلسلة من المعالجات التي تحاول تجاوز هذه العقبات.

بداية تشخص أمامنا مسألة الوصف الرياضي لمفردات المسألة المطروحة بحيث تتلاءم مع المنطق السائد في دائرة الحوسبة الجينية من جهة، والأنساق التي ألفنا استخدامها في حل المسائل من جهة أخرى. وقد أسهمت هذه العقبة الوصفية في توجه العاملين بميدان الخوارزميات الجينية إلى تبني مبدأ وصف أفراد المسألة باعتبارها سلسلة من الرموز الثنائية، أو الحروف، أو الأعداد التي يمكن من خلالها حل رموز مفردات مدخلات المسألة ومخرجاتها. فعلى سبيل المثال عند ميلنا نحو استخدام الترميز الثنائي (٠،١) يمكن أن تمثل إحداهما سيادة صفة جينية محددة، في حين تشير الثانية إلى غيابها.

بالطريقة نفسها تبرز أمامنا مسألة تمثيل دالة التوافق، ومدى قدرتها على وصف الحل الأمثل للمسألة؛ لأن سوء اختيار الوصف المناسب لها سينجم عنه عدم قدرة الخوارزمية الجينية على تلمّس الحل المناسب للمسألة، أو الوصول إلى الحل الخطأ (Goldberg,1989). يضاف إلى ذلك عوامل أخرى مثل: حجم المجموعة الجينية Population Size ، ومعدل الطفرات الوراثية، والعبور، ونوع الانتخاب، التي يجب أن تنتقى بعناية بالغة لضمان صلاحية هذه الخوارزميات للوصول إلى الغاية المنشودة من تطبيقها الميداني (Forrest,1993).

هذه المسائل، وأخرى يطول ذكرها، تشكل عقبة أمام هذا النوع من الحوسبة الذكية التي تتطلب دقة وعناية بالغة لضمان تجاوز النتائج الخادعة التي قد لا تصف الحل الأمثل للمسألة، أو توفر بيانات لا تمتلك أية قيمة واقعية يمكن الركون إليها.

٤-٣ الأسس النظرية للحوسبة الجينية:

تعد الخوارزميات الجينية من أسر النماذج المحوسبة Computational Models التي ترتكز على نظرية النشوء والارتقاء (Whitley,1993).

توظف هذه الآلية المحوسبة طريقة حوسبة عشوائية شاملة Stochastic Global Search Method تحاكي من خلالها سلسلة العمليات التي تسري في الكائنات الحية. وتعمل هذه الخوارزميات على عينات من أفراد الحلول الممكنة من خلال توظيف مبدأ بقاء الأصلح لتوليد حلول أكثر قرباً من الأنموذج المثالي الذي نأمل الوصول إليه، والذي يمتلك القدرة على التكيف مع متغيرات البيئة التي يقطن فيها (Chipperfield,etal.,2001).

ستتألف رحلتنا مع الأسس النظرية للخوارزميات الجينية من شعبتين: تعنى الأولى بالبيئة الحيوية التي بزغت فيها مبادئ علم النشوء والارتقاء، أما الثانية فسنلقي

من خلالها الضوء على ما قام به العاملون في ميدان الحوسبة المعلوماتية لاستعارة هذه المبادئ وإرساء أرضية مناسبة لها في دائرة الحوسبة الذكية.

٤-٣-١ موارد الخوارزميات الجينية في العلوم الإحيائية:

تتألف أجسام جميع الكائنات الحية من خلايا حية. وتحتوي هـذه الخلايـا علـى المجموعة نفسها من الكروموسومات التي تتألف من شريط حلزوني لجزيئة DNA التي تعد أنموذجاً يترجم الخصائص النوعية والوظيفية للكائن الحي.

يتألف الكروموسوم من جينات يعبّر عنها بمجموعة من جزيئات الـ DNA التـي تتألف من القواعد الأمينية الأربع، والتي يتم وصـفها بـالرموز الأربعـة الـشهيرة (G+C+T+A) والمرتبة على شكل شيفرات ثلاثية Triplets.

بصورة عامة يمكن القول: بأن كل جين من الجينات يسهم في تشفير سمة Trait من السمات السائدة في الخلية الحية، مثل: لون العين، أو الشعر. أما الخلفية الممكنة للسمة (مثل: اللون الأخضر، أو الأسود) فيطلق عليها اصطلاح فردة جينية Alleles[١].

يمتلك كل جين موقعاً محدداً في التركيبة الجزيئية للكروموسوم، ويطلق على هذا الموقع الجيني اصطلاح المحل Locus. بالمقابل يطلق على جميع المكونات الجينيـة الموجودة في الكروموسوم اصطلاح الجينوم Genome.

ويطلق على مجموعة محددة من الجينات السائدة في الجينـوم اصـطلاح الـنمط الجيني[٢] Genotype. ويعد هذا النمط (بعد التطورات التي تحدث بعـد ولادة الكـائن الحي) المرتكز الأساس لوصف سمات التفاعل بين خصائص الكائن الحي، والبيئة التي يتكيف معها، ويطلق عليه اصطلاح المظهر الجيني Phenotype.

---

(١) يمتلك كل جين القدرة على احتلال موقع محدد من الكروموسوم، يعد المحل الخاص به. وفي كل محل قـد نجد في المجموعة الجينية صيغاً محتملة للجينات، والتي يطلق عليها اصطلاح فردة جينية.

(٢) النمط الجيني هو عبارة عن البنية الجينية للكائن، ويعد مظهراً للمعلومات المتوافرة في الجينوم.

وخلال عملية التكاثر Reproduction التي تمر بها الخلايا الحية، تبدأ في المراحل الأولية عملية الاتحاد Recombination أو العبور Crossover. حيث تــرتبط جينــات الأبوين فيما بينها لتكوين كروموسومات جديدة.

وتتوافر للنسل الجديد [٣] Offspring الناتج حديثاً فرصة المرور بمرحلة تحول، أو تغيير. ويقصد بالطفرة الوراثية Mutation حصول تغير طفيف في عناصر جزيئة الـــ DNA قد ينشأ بصورة عامة عن خلل في عملية استنساخ الجينات من موردها الأصلي لدى الأبوين.

أما صفة توافق[٤] Fitness الكائن الحي مع بيئته فيمكن قياسها على أساس قدرتـــه على البقاء والتكيف مع متغيراتها بمختلف مستوياتها (Obtiko ,1998).

جدول (٤-٢) مقارنة بين دلالة الاصطلاحات الجينية الحيوية والحوسبة الجينية

الجينية الحيوية	الخوارزمية الجينية
كروموسوم	خيط String.
جين	خاصية، أو رمز، أو سمة مميزة.
فردة جينية	قيمة مناظرة لخاصية.
محل	موقع على الخيط.
نمط جيني	بنية، أو عينة جينية.
مظهر جيني	مجموعة متغيرات، أو حل بديل، أو بنية بدون ترميز.

(٣) النسل هو فرد نشأ عن أي عملية من عمليات التكاثر.

(٤) التوافق عبارة عن سمة من سمات التكيف، التي تقاس بنسبة نجاح عملية التكاثر. ويكون النسل الموافـــق/ المهيأ هو الذي يستطيع التكيف مع بيئته، والذي تمتلك الأجيال الناشئة عنه البيئة الجديدة.

٤-٣-٢ الإطار العام لآلية عمل الخوارزمية الجينية:

لكي تتضح لنا معالم الطريق المعبدة أمام توظيف الخوارزميات الجينية في التطبيقات الميدانية المختلفة، ولكي تتوافر لنا فرصة خصبة لإقامة روابط متينة بين مفرداتها النظرية، سنحاول بيان الخطوط العامة للحوسبة الجينية السائدة في الخوارزميات الجينية.

ويتألف هذا الإطار من المراحل الجوهرية التالية:

١- البدء بتوليد عينة جينية عشوائية تتألف من n كروموسوم تتناسب بنيتها الجينية، ونهج ترميزها مع متطلبات المسألة المطروحة على بساط البحث.

٢- حساب قيمة دالة التوافق لكل كروموسوم موجود في المجموعة الجينية.

٣- توليد عينة جديدة عبر تكرار الخطوات التالية لحين اكتمال العينة:

أ- انتخاب كروموسومين أب وأم في ضوء أعلى قيمة متوافرة للتوافق.

ب- تنفيذ عملية العبور بين الأبوين بتوظيف احتمالية العبور، لتوليد نسل جديد. وفي حالة عدم حصول حالة عبور يكون النسل عبارة عن نسخة مطابقة للأبوين.

ج- بتوظيف احتمالية الطفرة الوراثية، يمكن حصول طفرة في النسل الجديد عند كل محل على الكروموسوم.

د- يوضع نسل جديد في المجموعة الجينية الجديدة.

٤- استخدام العينة المتولدة حديثاً لتوفير فرصة إضافية لتطبيق الخوارزمية الجينية.

٥- إذا تحقق شرط انتهاء عمل الخوارزمية، يتم إيقافها مع إعادة أفضل حل تم التوصل إليه في المجموعة الجينية الحالية.

٦- تعاد الخطوات من الفقرة (٢) أعلاه.

وسنحاول أن نسترشد بالخطوط العامة المذكورة في هذه الفقرة بمناقشة المفردات المفاهيمية، والاصطلاحات السائدة في ميدان الخوارزميات الجينية، لكي يسهل تناولها، وتتكامل صورتها في ذهن القارئ.

جدول (٤-٣) قاموس دلالة مفردات الخوارزمية الجينية

المفردة الجينية	الدلالة الخوارزمية
المجموعة الجينية[٥]	مجموعة الحلول المستخدمة في الخوارزمية الجينية (مجموعة نقاط في فضاء البحث).
الفرد[٦] أو الكروموسوم	حل محدد يستخدم في الخوارزمية الجينية (نقطة واحدة في فضاء البحث).
الجين	عنصر محدد من الكروموسوم.
الأب / الأم	فرد تم اختياره لعملية التكاثر.
نسل جديد	حل جديد، فرد ناتج عن أبوين.
التوافق	مؤشر نوعي للفرد يستخدم معياراً للمقارنة مع بقية الحلول.
العبور / الطفرة	عمليات تجرى على رموز الكروموسوم.

(٥) المجموعة الجينية عبارة عن مجموعة من الأفراد الذين يتفاعلون فيما بينهم، مثل: إنتاج نسل جديد، أو المرور بعمليات جينية أخرى. قد تقتصر المجموعة على فرد واحد، أو يصل عددها إلى بضعة آلاف.

(٦) الفرد عبارة عن عضو فذ من مجموعة جينية، ويحتوي كل فرد على كروموسوم، أو جينوم، يصف الحلول الممكنة للمسألة المناظرة. أي نقطة محددة في فضاء بحث المسألة.

٤-٤ وصف المجموعة الجينية:

تمارس الخوارزمية الجينية نشاطها على عدد من الحلول المحتملة التـــي يطلــق عليها اصطلاح المجموعة الجينية Population. وتتألف هذه العينة من بعض أنـــساق الترميز المستخدمة لوصف عوامل المسألة في الوقت نفسه (Chipperfield, 2001).

بصورة عامة تتألف العينة الواحدة مـــن (٣٠) إلـــى (١٠٠) فـــرد (Karr,1991). ويشيع استخدام الترميز الثنائي لخيط الكروموسوم، حيث يتم ترميز متغيرات المـــسألة على شكل خيط يتألف من سلسلة متعاقبة من (٠) و(١)، التي تؤلف بمجموعهـــا بنيـــة الكروموسوم. ولتجاوز عقبة امتداد رقعة الوصف الخطي الثنائي للكروموســـوم فقـــد اقترح Schmitendorgf مقياساً لوغاريتمياً لتحويل قيم ترميز الكروموسوم بالنهج الثنائي إلى مظهر جيني بقيم أقل دقة، مع توفير فرصة أفضل للتعامل مع فضاء بحث أكبـــر بعدد أقل من الرموز الثنائية المطلوبة بالنهج الخطي. الأمر الذي يفسح المجال أمـــام حوسبة تقدر على استكشاف المزيد من فضاء البحث (Schmitendorgf,etal.1992).

وقد ازداد الاهتمام، في مراحل لاحقة، باستخدام إستراتيجيات ترميز بديلة، مثـــل: الترميز بأعداد حقيقية، أو بأعداد صحيحة، لتجاوز العقبات المصاحبة لتوظيف الترميز الثنائي (Bramlette,1991).

٤-٤-١ الدالة الموضوعية ودالة التوافق:

تستخدم الدالة الموضوعية Objective Function لتوفير مقياس موضـــوعي حـــول طبيعة أداء الفرد في حقل مسألة من المسائل (De Jong,1975). فعلى ســـبيل المثـــال عندما نتعامل مع مسألة التخفيض Minimization فإن أكثر الأفراد توافقاً سيكون عبارة عن الكروموسوم الذي يمتلك أقل قيمة عددية بالمقارنة مع أقرانه.

من جهة أخرى تستخدم دالة التوافق Fitness Functions لغرض تحويل قيمة الدالة الموضوعية إلى مقياس للتوافق النسبي كما في المعادلة التالية:

$$F(x) = g(f(x)) \quad \text{.........} \quad (4.1)$$

حيث يرمز الرمز f إلى الدالة الموضوعية، ويقوم الرمز g بتحويل قيمة الدالــة الموضوعية إلى عدد موجب، أما F فترمز إلى التوافق النسبي الذي نحصل عليه من متغيرات المعادلة.

وفي كثير من الحالات تناظر قيمة دالة العضوية عدد الأنسال التي يتوقع من الفرد إنتاجها في الجيل الثاني. وفي ضوء ذلك يمكن احتساب التوافق الخاص F(xi) لكل فرد من أفراد المجموعة الجينية على أساس كونه عبارة عن حاصل قــسمة الأداء الأولــي للفرد f(xi) إلى حجم المجموعة الجينية الكلية، انظر المعادلة (4.2).

$$F(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{i-1}^{N_{ind}} f(x_i)} \quad \text{..........} \quad (4.2)$$

حيث يمثل:

N_{ind} = حجم المجموعة الجينية.

x_i = قيمة النمط المظهري للفرد i.

وعلى الرغم من كون مهمة التوافق تنطوي على ترسيخ مبدأ أن كل فرد يمتلــك احتمالية تكاثر وفق ما تحدده قيمة التوافق النسبي، فإنه يعجز عن حوسبة القيم الــسالبة لدالة العضوية (Chipperfield,2001). من أجل هذا يتم استخدام دالة تحويــل خطيــة لموازنة قيمة الدالة العضوية، قبل ممارسة مهمة التوافق، كما في المعادلة التالية:

$$F(x) = af(x) + b \quad \text{..........} \quad (4.3)$$

حيث يمثل:

a = معامل قياس تكون قيمته موجبة في حالة التكبير Maximizing، في حين تكون قيمته سالبة في حالة التخفيض.

b = قيمة معادلة تستخدم لضمان كون قيمة التوافق موجبة على الدوام (De Jong,1975).

٤-٥ ترميز الكروموسوم Chromosome Encoding:

بصورة عامة يحتوي الكروموسوم على معلومات ذات صلة مباشرة بالمسألة التي نريد العثور على حل لها. وتلعب عملية الترميز دوراً حاسماً بالتمهيد لتطبيق آليات حوسبة الخوارزميات الجينية. توجد مجموعة متباينة من عمليات الترميز المستخدمة في هذا المضمار، وبحسب طبيعة المسألة المطروحة على بساط البحث.

يمكن تقسيم عمليات الترميز إلى ما يلي:

١- الترميز الثنائي Binary Encoding:

يعد هذا النوع من النهج الأكثر شيوعاً، لأنه النوع الأول من الترميز الذي استخدم في بواكير بحوث الخوارزميات الجينية، وللبساطة التي يتميز بها عن بقية الأنواع.

يعالج كل كروموسوم في هذا النوع بوصفه خيطاً يتألف من سلسلة متعاقبة من الرموز الثنائية Bits. يتألف البت من ثنائية (٠) و(١).

وعلى هذا الأساس يمكن لكروموسوم أن يبدو بصيغته الرمزية الثنائية كما يلي:

كروموسوم ١	1101100100110110
كروموسوم ٢	1101111000011110

هذا، ويسهم كل بت Bit من خيط الكروموسوم فى وصف بعض خصائص الحل الخاص بالمسألة المطروحة. ويوفر بيئة خصبة لطرح أكثر من صيغة ممكنة للكروموسوم، حتى في حالة وجود عدد قليل من الفردات الجينية.

ومن جهة أخرى، فإن هذا النوع من الترميز قد لا يكون فطرياً في بعض أنواع المسائل، بحيث يتطلب الأمر القيام بعمليات تعديل بعد إجراء عمليات العبور أو الطفرات الوراثية أو كلتيهما.

٢- الترميز التبادلي Permutation Encoding:

يستخدم هذا النوع من الترميز في المسائل التي تعالج موضوع الترتيب، أو الطبقات Ordering، مثل مسألة تنقل البائع Traveling Salesman Problem، ومسألة ترتيب المهام Task Ordering Problem.

ويتم في هذا النوع من الترميز توصيف الكروموسوم على شكل مجموعة من الأرقام التي تصف موقعاً محدداً في تعاقب جيني كما في المثال التالي:

كروموسوم ١	153264798
كروموسوم ٢	856723149

يعد الترميز التبادلي من الأدوات المهمة في حل مسائل الترتيب بمختلف أنماطها. وتبرز أمام بعض أنواع العبور، والطفرات الوراثية ضرورة إجراء جملة تعديلات لضمان تماسك بنية الكروموسوم المتمثلة بالتعاقبات السائدة فيه لضمان حل مقبول لبعض أنواع المسائل.

٣- ترميز القيمة Value Encoding:

يستخدم نهج الترميز المباشر للقيمة في المسائل التي تحتوي على قيم معقدة مثل الأعداد الحقيقية. ويوفر استخدام هذا النوع من الترميز فرصة مناسبة للتغلب على المصاعب التي تصاحب استخدام الترميز الثاني بهذا النوع من المسائل.

ويتم خلال هذا النهج معالجة كل كروموسوم بوصفه تعاقباً من بعض القيم. وقد تستخدم أي قيمة ترتبط بالمسألة، مثل: أعداد حقيقية، أو رموز، أو أي نوع من الكائنات، وكما في الأمثلة التالية:

كروموسوم ١	1.2324 5.3243 0.4556 2.3293 2.4545
كروموسوم ٢	ABDJEIFJDHDIERJFDLDFLFEGT
كروموسوم ٣	(back), (back), (right), (forward), (left)

يعد ترميز القيمة خياراً جيداً لحل بعض المسائل الخاصة، وفي مثل هذه الحالات يكون من الضروري تطوير آليات جديدة للعبور والطفرات الوراثية التي تناسب المسألة ذاتها.

٤- الترميز الشجري Tree Encoding:

يستخدم هذا النهج من الترميز في البرمجيات والصيغ الرياضية شأن تلك المستخدمة في البرمجة الجينية Genetic Programming. ويتم في هذا النوع من الترميز معالجة كل كروموسوم بوصفه شجرة من الكائنات، مثل الدوال أو الإيعازات المستخدمة في اللغويات البرمجية، وكما في المثال التالي:

كروموسوم ١	(+ x (/ 5 y))
كروموسوم ٢	(Do Until Step Wall)

يعد الترميز الشجري ضرورياً للنظم البرمجية المستحدثة، ولطيف واسع من البنى الهيكلية التي يتم ترميزها بنمط شجري. وتستخدم لغة الذكاء الاصطناعي LISP في هذا المضمار نتيجة لارتكازها بصورة مباشرة على النسق الشجري. لذا يمكن لإيعازات هذه اللغة أن يعبر عنها بنسق شجري، يمكن من خلاله التعامل مع العبور والطفرة الوراثية بنهج سهل التناول.

٤-٦ العمليات السائدة في الخوارزميات الجينية:

بات واضحاً من الخطوط العريضة التي تصف ماهية الخوارزميات الجينية، بأن كلاً من عمليتي العبور، والطفرة الوراثية يشكل العمود الفقاري للآليات السائدة في هذا النوع من الخوارزميات. ولكي نمهد الطريق أمام فهمنا لهاتين العمليتين، سنحاول أن نعكف على بيان بعض المعلومات التي تتعلق بالكروموسوم الذي يعد الوحدة البنائية الأساسية التي توظفها الخوارزميات الجينية في توظيف آليات البحث السائدة فيها (Beasley, etal., 1993).

٤-٦-١ العبور Crossover:

تبدأ عملية العبور بعد إتمام عملية ترميز الكروموسومات. وتمارس عملية العبور نشاطها على جينات منتخبة من كروموسومات الأبوين لتوليد أنسال جديدة (Chipperfield,etal.,2001).

إن أبسط طريقة لتنفيذ هذه العملية تكمن في اختيار نقطة عبور بطريقة عشوائية، ثم البدء باستنساخ كل ما هو موجود قبل هذه النقطة من الأب أو الأم الأول، بعد ذلك

نباشر باستنساخ كل ما هو موجود بعد نقطة العبور الموجودة لدى الأب أو الأم الثاني (Whitley,1993).

ولبيان هذه الآلية نورد المثال الآتي عن كروموسومين (تم تحديد نقطة العبور بواسطة الإشارة |):

كروموسوم ١	11011 | 00100110110
كروموسوم ٢	11011 | 11000011110
نسل ١	11011 | 11000011110
نسل ٢	11011 | 00100110110

تتوافر أكثر من طريقة لتطبيق عملية العبور، منها اختيار أكثر من نقطة للعملية. وقد يصبح العبور شديد التعقيد في ضوء الآلية المستخدمة في ترميز الكروموسومات (Chipperfield,etal.,2001).

وإذا حاولنا ممارسة عملية العبور في ضوء آليات الترميز السابقة، ستبرز أمامنا الأمثلة التالية:

- في حالة العبور أحادي النقطة Single Point Crossover الدائر على الترميز الثنائي(بعد اختيار نقطة للعبور) يتم استنساخ الخيط الثنائي من بداية الكروموسوم لغاية نقطة العبور المحددة لدى الأب أو الأم الأول، ثم نستنسخ البقية من الكروموسوم الموجود لدى الأب أو الأم الثاني.

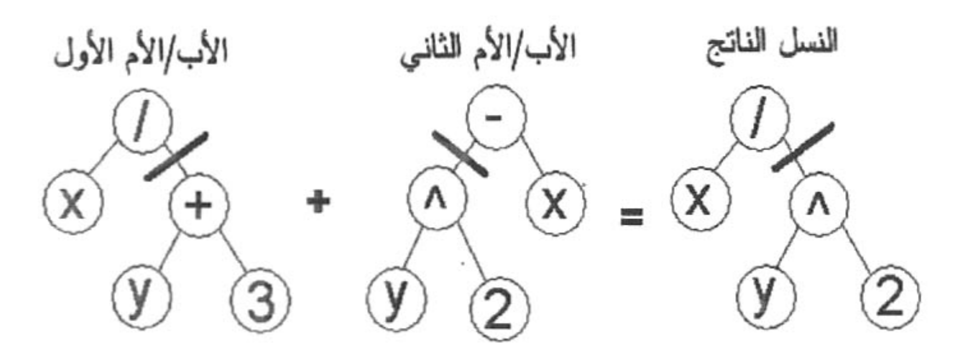
11001011+11011111 = 11001111

أما في حالة العبور ثنائي النقطة Two Point Crossover فيتم اختيار نقطتين للعبور من الخيط الثنائي. بعد ذلك يستنسخ من بداية الكروموسوم لغاية نقطة العبور الموجودة

لدى الأب أو الأم الأول، ثم يستنسخ الجزء الذي يقع بين نقطة العبور الأولى والثانية من الأب أو الأم الثاني، في حين يستنسخ الجزء المتبقي من الأب أو الأم الأول والثانية. انظر المثال التالي:

11001011 + 11011111 = 11011111

- في حالة العبور أحادي النقطة الدائر على الترميز التبادلي، وبعد اختيار نقطة العبور، تباشر عملية استنساخ التبادل من الأب أو الأم الأول لغاية نقطة العبور، ثم تبدأ عملية تفحص الأب أو الأم الثاني فإن لم يظهر العدد في النسل، يصير إلى إضافتها، انظر المثال التالي (Spears,etal.,1991):
- (1 2 3 4 5 6 7 8 9) + (4 5 3 6 8 9 7 2 1) = (1 2 3 4 5 6 8 9 7)
- تنطبق جميع الطرق المستخدمة في العبور ضمن دائرة الترميز الثنائي على تلك التي تسري على العبور الدائر في حالة ترميز القيمة (Whitley,1993).
- في حالة العبور أحادي النقطة الدائر على الترميز الشجري، يتم اختيار نقطة عبور في كل من الأبوين، ثم يتم تقسيمهما من تلك النقطة، بعدئذ تستبدل الأجزاء الموجودة تحت نقطتي العبور لإنتاج نسل جديد، كما في الشكل التالي:



شكل (٤-١) مثال على العبور في ترميز شجري

٤-٦-٢ الطفرة الوراثية Mutation:

تبدأ الطفرة الوراثية بممارسة فعلها بعد إتمام عملية العبور. وتهدف الطفرة إلى كف وقوع جميع الحلول في المجموعة الجينية Population ضمن الموضع المحلي الأمثل للمسألة التي يراد حلها.

وتسهم الطفرة الوراثية في تغيير النسل الناتج عن عملية العبور بصورة عشوائية. وفي حالة الطفرة الحاصلة بدائرة الترميز الثنائي، تتوافر لدينا فرصة تغيير بعض الرموز الثنائية التي يتم اختيارها بصورة عشوائية من (٠) إلى (١) وبالعكس (Back,etal.,1991).

ولكي تتضح لنا تفاصيل هذه العملية الجينية المهمة، سنورد مجموعة مختلفة من الأمثلة يتعلق كل منها بنوع من أنواع الترميز الجيني:

- في حالة الطفرة الوراثية الحاصلة على كروموسوم بترميز ثنائي يتم عكس الرموز الثنائية الممثلة له، كما يلي:

11001001 => 10001000

- في حالة الطفرة الوراثية الحاصلة على كروموسوم بترميز تبادلي يتم اختيار عددين لكي يتم استبدالهما كما في المثال التالي:

(1 2 3 4 5 6 8 9 7) => (1 8 3 4 5 6 2 9 7)

- في حالة الطفرة الوراثية الحاصلة على كروموسوم بترميز القيمة تضاف قيمة صغيرة، أو تطرح من قيم منتقاة على الكروموسوم، كما في المثال التالي:

(1.29 5.68 2.86 4.11 5.55) => (1.29 5.68 2.73 4.22 5.55)

٤-٦-٣ معاملات الخوارزميات الجينية:

هناك أكثر من معامل Parameter يلعب دوراً حاسماً بالتأثير في العمليات السائدة ضمن حدود الخوارزميات الجينية (Beasley, etal., 1993).

وسنحاول في هذه الفقرة بيان طبيعة أهم هذه المعاملات، وماهية التأثير الذي تحمله على الخوارزمية الجينية.

١- احتمالية العبور Crossover Probability:

تلعب احتمالية حصول العبور، وعدد تكرار حصولها دوراً فاعلاً في العملية الجينية. فإذا غابت عملية العبور فسيكون النسل الناتج عبارة عن نسخة مطابقة عن الأبوين. أما في حالة حصولها فسيكون النسل الناتج عبارة عن حصيلة مكونات كروموسوميهما.

بالمقابل إذا كانت احتمالية العبور (١٠٠%) فإن جميع النسل الناتج سيكون حصيلة العبور. أما إذا كانت نسبته (٠%) فإن النسل الجديد سيكون عبارة عن نسخة مطابقة تماماً لكروموسومات الأبوين. وتحصل عملية العبور على أمل توليد كروموسومات جديدة، تحتوي الأجزاء الجيدة من الكروموسوم القديم، بما يضمن الحصول على كروموسومات أفضل.

٢- احتمالية الطفرة الوراثية Mutation Probability:

هناك أكثر من مسألة مطروحة تتعلق باحتمالية حصول الطفرة الوراثية، منها العدد المحتمل للطفرات، ونسبة الحصول. ففي حالة غياب عملية الطفرة إن النسل الجديد ينتج بعد حصول عملية العبور مباشرة، وتكون احتمالية الطفرة الوراثية (٠%).

أما إذا كانت احتمالية الطفرة (١٠٠%) فهذا يعني حصول تغير ملموس بالكروموسوم.

وتسهم الطفرة في منع الخوارزمية الجينية من الوقوع في إفراط موضعي، بيد أنها بالمقابل قليلة الحدوث لأن التغير الجيني يتم بصورة عشوائية.

٣- حجم المجموعة الجينية Population Size:

هناك أكثر من عامل ينشأ عن حجم المجموعة الجينية، ويحمل معه تأثيرات ملموسة في سير العمليات السائدة فيها. ومن هذه العوامل عدد الكروموسومات الموجودة بالسلالة، التي ينجم عن قلة أعدادها حصول انخفاض ملحوظ في فرصة حدوث العبور بحيث لا تتوافر إلا فرصة ضئيلة أمام عملية استكشاف فضاء البحث المنشود. بالمقابل فإن زيادة عدد الكروموسومات المتوافرة سيؤدي إلى حصول تباطؤ ملحوظ بالخوارزمية الجينية.

أظهرت البحوث بهذا المضمار بأنه ليس من المجدي توظيف حجم كبير من المجموعة الجينية لأنها لا تسهم في تسريع حل المسألة المطروحة عند مقارنتها مع حجم معتدل من العينة.

٤-٦-٤ الانتخاب Selection:

الانتخاب هو عملية تحديد عدد الاختبارات، أو المحاولات التي يمر بها أحد أفراد المجموعة الجينية للتكاثر، وهو معيار يمكن من خلاله تحديد عدد الأنسال التي يستطيع الفرد ذاته توليدها (Chipperfield,etal.,2001).

وبناء على هذا التعريف تتألف عملية انتخاب الأفراد من عمليتين منفصلتين هما:

١- تحديد عدد المحاولات أو الاختبارات التي يتوقع الفرد أن يمر بها.

٢- تحويل الأعداد المتوقعة للمحاولات إلى عدد متفرد من عمليات النسل.

وبناء على ما ذكر فإن الجزء الأول من آلية الانتخاب، سيعنى بتحويل قيم التوافق إلى قيم حقيقية تناظر الاحتمالية التي تصف قدرة الفرد على التكاثر. أما الجزء الثاني فهو عبارة عن مؤشر للانتخاب الاحتمالي للأفراد من ناحية التكاثر، وتوليد النسل في ضوء مستوى التوافق الذي يتمتع به الأفراد، وطبيعة التباين القائم فيما بين هذه الأفراد (Chipperfield,etal.,2001).

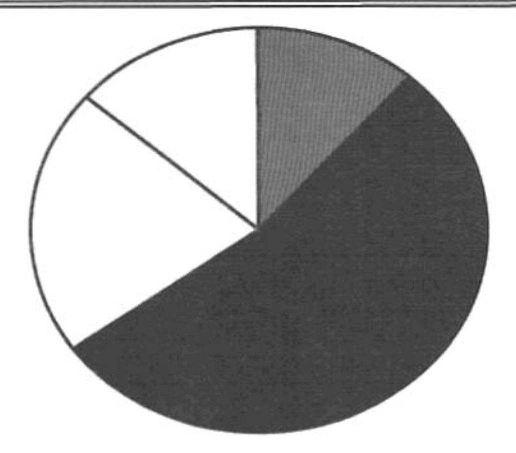
هناك أكثر من آلية توظفها الخوارزميات الجينية لانتخاب الأفراد التي سيتم استنساخها للجيل الثاني. ولعل من أكثر الآليات شيوعاً في هذا المضمار: انتخاب عجلة الروليت Roulette Wheel Selection، وانتخاب هرمي Hierarchical Selection، والانتخاب الدوري Tournament Selection، وانتخاب المرتبة Rank Selection، وأخيراً انتخاب الحالة المستقرة Steady State Selection.

وسنحاول مناقشة هذه الآليات لكي تتضح معالمها، وتتجلى الفروق المقيمة بين كل صنف من أصنافها.

- انتخاب عجلة الروليت:

تحاول هذه الآلية ضمان انتخاب مظهر من التوافق المناسب بحيث تتناسب فرصة الكروموسوم المنتخب لكي تكون قيمة توافقها أكبر، أو أقل من توافق الفرد المنافس لها.

ويمكن أن يمثل هذا المبدأ بعجلة روليت، حيث يحتل كل كروموسوم من الكروموسومات شريحة من مساحة العجلة. وتتناسب المساحة التي يحتلها كل كروموسوم من الكروموسومات بحسب مقدار التوافق الذي يحققه ضمن الخوارزمية الجينية (انظر الشكل ٤-٢).



شكل (٤-٢) أسلوب توزيع قطاعات عجلة الروليت على أربعة كروموسومات

- **انتخـــاب هـــرمي:**

يمر الأفراد في هذا النوع من آليات الانتخاب بعدة جولات للانتخاب في كل جيل من الأجيال. وتمتاز الأجيال التي تكون ذات مستويات منخفضة بأنها أكثـــر ســـرعة، وأقل تميزاً فيما بينها، نتيجة لغياب المراقبة الموضوعية لأفرادها المنتجة. أما الأفراد الذين يمتلكون القدرة على البقاء، فيتميزون بمستويات عالية، ويمرون عبر سلسلة مـــن عمليات التقييم الصارمة.

وتكمن أهمية هذه الآلية في تقليصها الزمن الكلي اللازم للحوسبة الجينية المطلوبة نتيجة لتوظيف أساليب تقييم سريعة تسهم في اجتثاث الجزء الأكبر من الأفراد الذين لا يمتلكون مقومات التنافس مع غيرها. بالمقابل يبقى الأفراد الذين يتمتعـــون بمميـــزات عالية لكي يمروا من خلال تقييم صارم بواسطة آليات حوسبة متقدمة.

- **انتخـــاب دوري:**

يتم اختيار مجموعات ثانوية من عينة جينية كبيرة، وتترك الفرصة لتنافس أفـــراد كل مجموعة من هذه المجموعات الثانوية فيما بينها.

ويقع الاختيار على فرد واحد من كل مجموعة من هذه المجموعات، بعد أن أصبح مؤهلاً لعملية التكاثر، وإنتاج أنسال جيدة.

- انتخاب المرتبة:

يتم تحديد قيمة عددية لمرتبة كل فرد من أفراد المجموعة الجينية (بناء على قيمة التوافق التي يمتلكها). وتعمد هذه الآلية إلى ترتيب كروموسومات المجموعة الجينية، ثم يمنح كل فرد قيمة التوافق في ضوء المرتبة التي يتمتع بها.

وعلى هذا الأساس ستتم عملية الانتخاب في ضوء المرتبة التي يتمتع بها بين أقرانه بدلاً من اعتماد الفروقات العددية بين قيم التوافق.

- انتخاب الحالة المستقرة:

يتم في هذا النوع من آلية الانتخاب اختيار بضعة كروموسومات، من كل نسل، ممن يتميزون بارتفاع قيمة التوافق لتوليد أنسال جديدة. أما بالنسبة للكروموسومات التي تتدنى قيمة التوافق فيها فيتم إلغاؤها لكي تحل محلها الكروموسومات الجيدة.

وتمر مجموعة الكروموسومات المنتخبة بهذه الطريقة بمرحلة تكاثر جديدة لإنتاج نسل جديد مميز.

٤-٧ خوارزميات البحث Search Algorithms:

تسهم خوارزميات البحث، في ميدان المعلوماتية، في تعريف نطاق مسألة من المسائل المحوسبة Computational Problem بدلالة عملية البحث. ويتألف فضاء البحث من النطاق الذي يضم جميع الحلول الممكنة للمسألة، حيث تعبر كل نقطة من نقاط هذا الفضاء عن حل من الحلول المطروحة (Bently,1998).

بصورة عامة هناك ثلاثة طرق تقليدية للبحث هي:

١- طريقة بحث ترتكز على آليات حساب التفاضل والتكامل Calculus-based Method: وتنقسم هذه الطريقة إلى طرق مباشرة، وأخرى غير مباشرة. تعمل الطرق المباشرة في البحث عن القيمة المثلى الموضعية Local Optima عن طريق الانتقال إلى الدالة، والتحول باتجاه ذى صلة بدرجة الميل الموضعية Local Gradient. ويطلق على هذه الطريقة في أحيان أخرى " نهج تسلق التلال" حيث تسعى الطرق المباشرة بالتنقير عن أفضل قيمة موضعية عبر تسلّق الدالة من خلال أكثر اتجاه انحدار تسمح الدالة بسلوكه لبلوغ الهدف.

أما الطرق غير المباشرة فتنشد أعلى قيمة موضعية، عن طريق حل المعادلات، وبعد أن تثبّت قيمة الدالة الموضوعية بحيث تكون مساوية للصفر.

وبهذه الطريقة يتم عزل النقاط العليا عن غيرها، بعدئذ تباشر عملية استقصاء وجود هذه النقاط، وبقيمة ميل تساوي صفراً بجميع الاتجاهات المتوافرة للبحث.

٢- الطرق التعددية Enumerative Methods: تمارس هذه الطرق عملها خلال فضاء بحث محدود، أو على فضاء بحث منفصل وغير محدود. وعلى هذا الأساس تبدأ الخوارزمية بمراقبة قيم دالة العضوية عند كل نقطة من نقاط فضاء البحث، مرة واحدة لكل فسحة زمنية.

٣- الطرق العشوائية Random Methods:

تعتمد مبدأ البحث بخطوات عشوائية، داخل فضاء البحث، للوصول إلى أفضل قيمة ممكنة.

وتبرز أمام هذه الطريقة صعوبة إجراء البحث على فضاء بحث واسع جداً، أو مسألة مطروحة بالغة التعقيد.

بصورة عامة، تعالج آليات البحث مسألتي المرونة، والسرعة بصورة منفصلة، وتحاول جاهدة الموازنة بين عملية استكشاف فضاء البحث مع عملية استثمار

المساحات المتوافرة فيه. وتظهر الحاجة إلى هذه الموازنة لتجاوز عقبة ضياع الوقت التي قد تنشأ عن عدم التأكد من جدوى استمرار البحث في نقاط لم يتم استكشافها بدقة. بالمقابل فإن الاستثمار الصارم قد ينشب عنه غفلة عن الحل الصحيح نتيجة التركيز على مساحة محدودة جداً من فضاء البحث.

بعبارة أخرى نحن بحاجة إلى موازنة دقيقة وموضوعية تضع نصب عينيها حقيقة أن الإسراف في عملية الاستكشاف يعني المزيد من ضياع الوقت، كما أن الإسراف في الاستثمار قد يلفت انتباهنا عن الحل الصحيح.

وفي ضوء ما ذكر، يظهر لنا بجلاء سبب عدم جدوى البحث العشوائي، أو البحث الشامل؛ لأنهما يحاولان استكشاف مساحة واسعة جداً من فضاء البحث. ومن جهة أخرى تبرز خوارزميات لا تمارس عمليات استكشاف، وتستعيض عنها بتبني مجموعة من الفرضيات حول فضاء البحث، وتعمد إلى توفير معلومات تكون كافية لمنع عمليات البحث.

ونظراً لعدم دوام فرصة كفاية الفرضيات المستخدمة في هذه الخوارزميات مع جميع أنواع فضاءات البحث، لذا فإن نتائجها ستكون مقبولة في قطاعات محددة، في حين تعاني من إخفاقات كبيرة في قطاعات أخرى لا تسري عليها فرضياتها.

وبصورة عامة يمكننا القول بأن الخوارزميات الجينية تصنَّف ضمن صنف من الخوارزميات التي يطلق عليها خوارزميات البحث غير الواضح Blind Search Algorithms. وفي هذا النوع من آليات البحث تتوافر معرفة كافية للمقارنة بين نوعين من الحلول المطروحة، والقدرة على اختيار الأفضل منهما (Obtiko,1998).

لقد بدأت الخوارزميات الجينية تحتل مكانة خاصة عند مقارنتها بغيرها من طرق البحث المستحدثة، فبزت أقرانها بقدراتها المميزة، بعد سيادة آليات الحوسبة الذكية بكثير من الميادين التطبيقية في الفترة الأخيرة.

وتتميز هذه الآلية بكونها تعتمد مبدأ العمل المتشعب، على أكثر من عينة في الوقت نفسه، في حين لا تمتلك بقية أنواع خوارزميات البحث القدرة على معالجة أكثر من عينة واحدة.

من أجل هذا عدها الكثير من أكثر خوارزميات البحث مرونة وفاعلية، بالمقارنة مع بقية الخوارزميات المستخدمة في ميادين حوسبة المسائل (Goldberg,1998).

تختلف الخوارزميات الجينية عن بقية خوارزميات البحث في أربعة محاور رئيسة:

١- تمارس معالجتها الرياضية عن طريق توظيف آلية تشفير معاملات المجموعة بدلاً من قيم المعاملات ذاتها.

٢- تعمل على تطبيق عملية البحث عن مجموع النقاط المطروحة مجتمعة، بدلاً من معالجتها واحدة فواحدة.

٣- تستخدم معلومات الذروة Payoff Information بدلاً من المشتقات، أو موارد خارجية للمعرفة.

٤- تستخدم قواعد احتمالية بدلاً من القواعد الحسابية.

تعد الخوارزمية الجينية من أكثر الآليات المعروفة من خوارزميات البحث التي ترتكز على منطق النشوء والارتقاء. وقد ابتكر هذه الخوارزمية وطوّرها John Holland خلال الجهود الحثيثة التي بذلها في العقدين الأخيرين، وفي محاولة لوصف العمليات المتكيفة للنظم الطبيعية، والسعي نحو تصميم نظم ذكية ترتكز في آلية عملها على المنطق السائد بالنظم الجينية الطبيعية.

ومع زيادة نطاق استخدامها على مدى واسع بمضمار مسائل الأمثلية خلال السنوات العشر الأخيرة (Holland, 1992)، أضحت تعد من خوارزميات البحث التي

تمتلك نزعة ابتكارية وتقارب قــدرات البحــث الموجــودة لــدى الكــائن البــشري (Goldberg, 1989).

وفى الوقت الذي ليس فيه برهان منهجي على أن الخوارزميات الجينيــة تقــارب دائماً الوصول إلى حل مقبول لمسألة من المسائل، طُرحت أكثر مــن نظريــة ادعــى أصحابها بأنها الأفضل في قدرتها على الظفــر بحــل مثــالي للمــسائل المطروحــة (Kargupta,1993). إن أكثر النظريات قبولاً في هذا الميدان هي نظريــة المخطــط[٧] Schema Theorem، وفرضية البنى الجينية التي ظهرت على يــدي العــالم الــشهير Holland (Holland,1975).

تنص نظرية المخططات بأن أنشطة التكاثر، والعبور، والطفــرة الوراثيــة التــي تحدث في ظل الخوارزمية الجينية تضمن زيادة عدد المخططات التي تمتــاز بطــول محدود، ومرتبة منخفضة، وتوافق عالٍ. وتكون الزيادة بصورة أسّــية Exponential ضمن المجموعة الجينية التي تنتمي إليها. إن هذا النوع من المخططات يطلق عليهــا اصطلاح البنية الجينية (Holland, 1975). وتذهب فرضية البنــى الجينيــة إلــى أن الخوارزمية الجينية ستكون قادرة على إنتاج حلول جيدة للمسألة عبــر توحيــد هــذه المخططات لتوليد كروموسوم أفضل (Goldberg, 1989).

وتبقى النهج المبسطة للخوارزميات الجينية بالغة البساطة، وخالية من التعقيد الذي يصاحب النماذج الرياضية المتقدمة، وتستمر على الدوام بالاستئثار باهتمام الكثيــرين الذين لا يميلون إلى الولوج داخل الصندوق الأسود الــذي تــستقر بداخلــه تفاصــيل التغيرات التي يصعب احتواؤها في أنموذج يسهل التعامل معه.

---

(٧) المخطط عبارة عن قالب يصف مجموعة من الخيوط الجينية (الكروموسومات) التي يتطابق مع بعضها مع بعض بمحل محدد.

٤-٧-١ فضاء البحث Search Space:

إذا أردنا أن نحلّ مسألة من المسائل، فإننا سنباشر بالتنقيب عن أفضل الحلول التي تبرز أمامنا لهذه المسألة. ويطلق على الفضاء الذي يحتوي على جميع الحلول الملائمة (المكوّن من مجموعة الحلول التي يقع بينها الحل الأمثل) اصطلاح فضاء البحث، وفي أحيان أخرى يطلق عليه اصطلاح فضاء الحالة State Space.

تمثل كل نقطة مقيمة في فضاء البحث، أحد البحوث المحتملة للمسألة المطروحة. ويمكن لكل حل من الحلول أن يعلّم بعلامة تحدد قيمته (أو مدى ملاءمته) للمسألة. وعندما نوظف الخوارزميات الجينية، فإننا ننشد أفضل حل من الحلول الممكنة، الذي يتم التعبير عنه بنقطة واحدة تقيم في فضاء البحث.

وعلى هذا الأساس إن عملية التنقير عن حل للمسألة، تكافئ البحث عن قيمة قصوى Extreme Value (سواء كانت دنيا أو عليا) ضمن فضاء البحث.

وفي ضوء ذلك تصبح دلالة هذا النوع من الفضاء الحسابي أكثر وضوحاً، بيد أن حقيقة الأمر هو أننا لا زلنا نعاني من حالة غياب الفهم لبعض تفاصيله الدقيقة. بصورة عامة فإن عملية توظيف الخوارزميات الجينية للوصول إلى الحل الأمثل سينشب عنها توليد نقاط إضافية (حلول ممكنة جديدة) كلما استمرت آلية النشوء والارتقاء.

وتكمن العقبة التي تشخص أمام عملية البحث عن الحل المناسب في تراكم الصعوبات، وزيادة التعقيد المصاحب لها. فقد لا تتوافر لدينا معرفة كافية، أو أدلة بيّنة نسترشد بها لتحديد نقطة الشروع فى البحث، أو الموطن الذي يستقر فيه الحل المنشود.

بصورة عامة تطرح أمامنا آليات الذكاء الاصطناعي أكثر من طريقة للظفر بالحل المناسب، بيد أنه ليس من الضروري أن توفر هذه الطرق الحل المثالي الذي نصبو إلى الوصول إليه.

ومن هذه الطرق: تسلّق التل، والبحث التابوي Tabu Search، والمحاكاة اللدائنية Simulated Annealing، وأخيراً الخوارزميات الجينية. وتعد الحلول التي نحصل عليها من هذه الطرق والآليات الرياضية حلولاً جيدة؛ لأنها قد لا توفر لدينا فرصة مناسبة لتحديد الحل الأمثل.

٤-٧-٢ الأطر العامة لآلية البحث الجيني:

ترتكز الأطر العامة لآلية البحث الجيني على مبادئ نظرية النشوء والارتقاء الداروينية التي أسست مبدأ بقاء الأصلح.

ومن هذا المنطلق يتم إنشاء مجموعة جينية ابتدائية، تحتوى على عدد محدد سلفاً من الأفراد (الحلول). ويتم تمثيل كل حل من هذه الحلول بواسطة خيط جيني يضم فئة محددة من أساليب الترميز. ويمتلك كل فرد مقياس توافق يمثل قيمة موضوعية.

ويكمن المبدأ الذي يتم اعتماده على طول مسار تطبيق الخوارزمية الجينية في تأسيس مفهوم أن الفرد الأكثر توافقاً (الأفضل بين أقرانه الموجودين ضمن مجموعة جينية محددة) هو المؤهل لإنتاج نسل أكثر توافقاً، وأنه سيسهم في المرحلة الثانية في إنتاج مجموعة جينية جديدة.

ويتم انتخاب الأفراد لعملية التكاثر (أو العبور) في كل جيل، وبعد تثبيت مستوى مناسب للطفرة الوراثية لإتاحة فرصة مناسبة لإحداث عمليات تعديل في جينات الأفراد، وتمهيداً لحصول تطور ملموس في المجموعات الجينية الجديدة.

وستكون نتيجة هذه العملية، عبارة عن مجموعة جديدة من الأفراد، تمتلك توافقاً أفضل (قيمة دنيا أو قصوى بضوء المسألة المطروحة للحل).

من أجل هذا فإن الخوارزمية الجينية تنهض بمهمة تمييز الأفراد من خلال الموازنة الأمثلية بين قيم التوافق. ويتم استبعاد الأفراد ذوى التوافق الأقل من العينة الجينية، وانتخاب الأفراد بقيم التوافق العالية لكي تكون مورداً لعمليات التكاثر القادمة.

ونتيجة لما ذكر فإن نهج البحث بالخوارزميات الجينية يمتاز بخصائص فريدة عند مقارنته مع الطرق التقليدية المستخدمة لإيجاد حلول للمسائل اللاخطية، التي تقع في فخ عدم إمكانية ضمان الوصول إلى أمثل حل للمسألة المطروحة على بساط الحل.

أما بالنسبة للخوارزميات الجينية، فإن المجموعة الجينية تشمل مدى واسعاً من النتائج المحتملة. ويتم تحديد الحلول استناداً إلى مستويات التوافق، دون وجود حاجة إلى إقامة حدود فاصلة بين ماهية الحل الأمثل، وبقية الحلول (الأفراد) التي تمتلك قيم توافق مقاربة؛ لأن الحل الأمثل سيكون على الدوام متمثلاً بالفرد الذي يمتلك أعلى قيمة للتوافق الجيني (Beasley ,1993).

وتسهم الأجيال المتعاقبة في تحسين قيمة توافق الأفراد الموجودة ضمن المجموعة الجينية، ولحين ضمان تحقيق انطباق الخاصية الأمثلية للمسألة المطروحة.

٤-٧-٣ إنهاء عملية البحث الجيني:

إن وقوع الخوارزميات الجينية في دائرة أساليب البحث الإحصائي الاحتمالي Stochastic Search Method، يقلل من إمكانية الوصول إلى معيار دقيق تحدد من خلاله خصائص الوصول إلى الهدف المنشود.

ومن العقبات الجوهرية التي تشخص أمام هذا النوع من البحث، حصول ثبوت نسبي في قيمة التوافق الخاصة بالمجموعة الجينية، رغم تعدد مجاميع النسل التي يتم توليدها في ظل الخوارزمية الجينية للظفر بأفضل فرد يحمل التوافق الأمثل المنشود.

ولتجاوز هذه الإشكالية يميل البعض إلى إيقاف نشاط الخوارزمية الجينيـة، بعـد تنفيذ عدد محدد من دورات التكاثر، ثم الشروع بعدها باختبار نوعية أفـضل الأفـراد الموجودة ضمن المجموعة الجينية قيد الدراسة. وإذا لم نستطع الحصول على حلـول مقبولة للمسألة المطروحة، ينبغي أن نتوجه صوب إعادة تنشيط الخوارزميـة الجينيـة لتوليد المزيد من الأجيال الجديدة التي قد تمنحنا فرصة الوصول إلـى الحـل الأمثـل للمسألة المطروحة (Chipperfield,etal.,2001).

٤-٨ أمثلة تطبيقية:

سنحاول من خلال محاولة حل هذه الأمثلة توفير فرصة مناسـبة لـتلمّس آليـات تطبيق الخوارزميات الجينية في حل المسائل المختلفة، والتي قد تشخص أمامنـا فـي ميادين التجارة والأعمال.

ولم أتوجه صوب مسائل معقدة كالتي تعالجها البحوث المتقدمة في هـذه الأيـام، ولكني عمدت إلى إيراد مسائل غاية في التبسيط، لكي نحقق الغاية التي نصبو إليها في تأسيس فهم أولي لهذا الموضوع في ميادين المعالجات الاقتصادية التي لم يألف الكثير التعامل معها.

مثـال (١):

إذا أردنا توظيف الخوارزمية الجينية في إيجاد حل أمثلي لمـسألة إيجـاد القيمـة القصوى الشاملة Global Maximum للدالة الآتية، التي تصف التغاير الحاصـل فـي إحدى الظواهر الاقتصادية:

$$f_1: \quad \{0,\ldots\ldots,31\} \rightarrow R$$
$$x \rightarrow x^2$$

لا ريب أن حل المسألة جلي، وليس ثمة صعوبة ظاهرة تكتنفه. بيد أننا سنحاول أن نستغل بساطة هذه المسألة لكي نوفر لأنفسنا فرصة خصبة لفهم أكثر شمولاً للخوارزمية الجينية.

في البداية ينبغي أن نوجه أنظارنا صوب تحديد فضاء مناسب للكروموسوم الذي ستجرى عليه عمليات الترميز. وفي هذه المسألة سنلجأ إلى اعتماد الترميز الثنائي لحدود المسألة المطروحة بحيث:

$$S = \{0,1\}^5$$

وسيناظرها الكروموسوم الذي سيتم حل شيفرته الجينية كما يلي:

$$\bar{c}(s) = \sum_{i=0}^{4} s[4-i] \cdot 2^i$$

والآن سنشرع بحساباتنا بعد تحديد المتغيرات التالية:

حجم المجموعة الجينية = ٤، احتمالية العبور= ١، احتمالية الطفرة =٠,٠٠١ . ويظهر في الجدول (٤-٤) النتائج الأولية لحساباتنا.

جدول (٤-٤) البيانات الأولية للنسل الجديد

الفرد	النمط الجيني (الكروموسوم)	المظهر الجيني قيمة x	دالة التوافق $f(x)=x^2$	الانتخاب
١	٠١١٠١	١٣	١٦٩	٠,١٤
٢	١١٠٠٠	٢٤	٥٧٦	٠,٤٩
٣	٠١٠٠٠	٨	٦٤	٠,٠٦
٤	١٠٠١١	١٩	٣٦١	٠,٣١

يبدو واضحاً من الجدول أن حاصل جمع قيم التوافق للأفراد الأربعة هو (١١٧٠)، في حين يبلغ متوسط قيمتها (٢٩٣)، وأقل قيمة (٦٤)، في حين بلغت القيمة العظمى (٥٧٦).

ويبدو من العمود الأخير للجدول كيف أن الانتخاب التناسبي سينتج عنها أفراد بتوافق عالٍ (مثل الفرد ٢)، في حين سينتج أفراد بتوافق منخفض إلى حد كبير (مثل الفرد ٣).

وإذا قمنا بتوليد نسل جديد باعتماد نقطة واحدة للعبور يتم تحديدها بصورة عشوائية، على رموز كل من الفردين (١)، (٤) من العينة الجينية. وعلى هذا الأساس سنحصل على تفاصيل النسل الجديد كما في الجدول التالى (٤-٥).

جدول (٤-٥) تفاصيل النسل الجديد

مجموعة من الأفراد المنتخبة	موقع العبور	المجموعة الجينية الجديدة	المظهر الجيني قيمة x	دالة التوافق $f(x)=x^2$
١/٠١١٠	٤	٠١١٠٠	١٢	١٤٤
٠|١١٠٠	٤	١١٠٠١	٢٥	٦٢٥
٠٠٠|١١	٢	١١٠١١	٢٧	٧٢٩
٠١١|١٠	٢	١٠٠٠٠	١٦	٢٥٦

وفي المحاولة الجديدة حصلنا على نسل جديد مع حاصل جمع للتوافق بلغ (١٧٥٤)، وبمتوسط مقداره (٤٣٩)، وقيمة قصوى بلغت (٧٢٩).

يبدو واضحاً من هذا المثال المبسّط كيف أن عملية الانتخاب تلعب دوراً فاعلاً في ترجيح كفة الأفراد الذين يمتلكون قيمة توافق عالية، وكيف أن العبور الحاصل بين أبوين قد ينتج عنه نسل يكون أفضل بكثير من الأبوين اللذين نتج عنهما.

ويمكن للقارئ أن يستمر بتوليد أنسال جديدة، ومراقبة دور الخوارزمية الجينية في البحث عن الحل الأمثل عن كثب.

مثـــال (٢):

إذا كانت الدالة $f(x)=x^2$ تصف ارتباط مقدار الاندثار بعنصر العمر الزمني لمشروع جديد نريد تحديد جدواه الاقتصادية. وإذا أردنا أن نوظف تقنية الحوسبة الجينية باستخدام (٦) كروموسومات هي $C=(c_1,c_2,..........,c_6)$ سيتم ترميزها بواسطة الأسلوب الثنائي الذي تتكون مادته من العددين (٠)، (١)، وكما في الشكل التالي.

$C_1=(101101)$	$C_2=(010110)$	$C_3=(111001)$
$C_4=(101011)$	$C_5=(010001)$	$C_6=(011101)$

ويمكن أن نحسب دالة توافق الكروموسومات بواسطة الدالة $f(C)$ بعد أن نقوم بتحويل وصفها الثنائي Binary Representation إلى ما يكافئها من النظام العشري، ثم تربيع هذه القيم كما في المعادلة التالية:

$$f(C)=\left(c_1+2c_2+2^2c_3+2^3c4+2^4c_5+2^5c_6\right)^2$$

وستكون نتيجة قيم توافق هذه الكروموسومات كما في الجدول التالي:

جدول (٤-٦) قيم توافق كروموسومات المسألة

رقم الكروموسوم	الترميز الثنائي	قيمة التوافق
١	١٠١١٠١	٢٠٢٥
٢	٠١٠١١٠	٤٨٤
٣	١١١٠٠١	٣٢٤٩
٤	١٠١٠١١	١٨٤٩
٥	٠١٠٠٠١	٢٥٨
٦	٠١١١٠١	٨٤١
	المجموع	٨٧٠٦
	المتوسط	١٤٥٦
	القيمة العظمى	٣٢٤٩

تم عمل ثلاث نسخ من الكروموسوم C_3 (لأن دالة توافقه تمثل القيمة العظمى)، ثم انتخاب نسخة واحدة من الكروموسومات الثلاثة (C_1,C_4,C_6) من العينة الكلية لإنتاج جيل جديد في ضوء قيم التوافق العالية التي حققها كل منهم.

بعدها نعمد إلى قران الكروموسومات الجديدة، بأسلوب عشوائي، حيث نبدأ عملية العبور الجيني في مواقع منتخبة بصورة عشوائية على المواقع الثنائية، حيث يتبادل الكروموسومان C_1 و C_4 الرموز ثنائية الثلاثة الأخيرة منهما، ويتبادل الكروموسومان C_2 و C_6 الرموز ثنائية الأربعة الأخيرة، أما الكروموسومان C_3 و C_5 فيتبادلان البت الأخير، انظر الجدول التالي:

جدول (٤-٧) العمليات السائدة على الكروموسومات

العملية	الوصف الرياضي	النتيجة
يتبادل C_1 مع C_4 عند البت الثالث	(101.101)X(111.001)	101001
يتبادل C_2 مع C_6 عند البت الثاني	(11.1001)X(01.1101)	111101
يتبادل C_3 مع C_5 عند البت الخامس	(11100.1)X(10101.1)	111001
يتبادل C_4 مع C_1 عند البت الثالث	(111.001)X(101.101)	111101
يتبادل C_5 مع C_3 عند البت الخامس	(10101.1)X(11100.1)	101011
يتبادل C_6 مع C_2 عند البت الثاني	(01.1101)X(11.1001)	011001

بعد الانتهاء من هذه العملية نباشر عملية طفرة وراثية على الكروموسومات الناتجة وباحتمالية مقدارها (٥%). ونلاحظ بأن قيم البت الخامس في C_4 والبت السادس في C_6 قد حصل فيهما انقلاب Flipping، وبأننا قد حصلنا على الجيل الثاني من تطبيق الخوارزمية الجينية، كما في الجدول التالي:

جدول (٤-٨) الحل النهائي للمسألة

المجموعة الجينية الابتدائية	التوافق الأولي	النسخ المتوقعة	النسخ الفعلية	المجموعة الجينية المتزوجة	عملية العبور	عملية الطفرة	التوافق الجديد
١٠١١٠١	٢٠٢٥	١,٤	١	١٠١١٠١	١٣٤	١٠١٠٠١	١٦٨١
٠١٠١١٠	٤٨٤	٠,٣	٠	١١١٠٠١	٢٢٦	١١١١٠١	٣٤٨١
١١١٠٠١	٣٢٤٩	٢,٢	٣	١١١٠٠١	٣٥٥	١١١٠٠١	٣٢٤٩
١٠١٠١١	١٨٤٩	١,٣	١	١١١٠٠١	٤٣١	١١١١١١	٣٩٦٩
٠١٠٠٠١	٢٨٩	٠,٢	٠	١٠١٠١١	٥٥٣	١٠١٠١٠	١٧٦٤
٠١١١٠١	٨٤١	٠,٦	١	٠١١١٠١	٦٢٢	٠١١٠٠١	٦٢٥

أظهرت النتائج المستحصلة بأن الكروموسوم (١١١١١١) قد بلغ أعلى قيمة توافق (٣٩٦٩)، بيد أن هذا الأمر لا يعني الوصول إلى أفضل قيمة ممكنة، فهناك أمامنا مجموعة كبيرة من المحاولات لكي نظفر بالحل المطلوب.

مثال (٣):

هناك ثلاثة أنواع من القوارب النهرية (i) التي تعمل على اصطياد الأسماك للاستهلاك المحلي. وتستأثر ثلاثة أنواع من الأسماك المحلية (j) المتوافرة في المنطقة التي تسافر فيها المراكب (Mardle,etal.,1999).

فإذا أراد الصيادون الوصول إلى أمثل مورد يضمن زيادة الربحية الاقتصادية، فكيف السبيل للوصول إلى ذلك بتوظيف الحوسبة الجينية لحل هذه المسألة.

بداية يظهر في الجدول الآتي الحدود التعريفية لبيانات هذه المسألة. ويظهر أمامنا (٥) أصناف للمتغيرات (١٥ متغير)، كما في الجدول (٤-٩):

xb = القوارب.

xe = الجهد المقابل لصنف المراكب (i).

xc = الصيد.

xl = عمليات إنزال المرسى للصيد.

xf = وفيات الأسماك للأنواع (j).

جدول (٤–٩) الحدود التعريفية لبيانات المسألة

<table>
<tr><th>المتغير</th><th>الوصف</th><th colspan="3">حدود القيم</th></tr>
<tr><td>P_j</td><td>ثمن أصناف الأسماك (j).</td><td colspan="3">{2.5, 2, 1.5}</td></tr>
<tr><td>F_i</td><td>الكلفة الثابتة للقوارب (i).</td><td colspan="3">{1, 0.8, 0.8}</td></tr>
<tr><td>V_i</td><td>كلف التشغيل للقوارب (i).</td><td colspan="3">{0.01, 0.008, 0.008}</td></tr>
<tr><td rowspan="3">Q_{ij}</td><td rowspan="3">معامل اصطياد الأسماك من الأصناف (j)، بواسطة القوارب (i).</td><td>{0.0002,</td><td>0.0001,</td><td>0.0</td></tr>
<tr><td>0.0,</td><td>0.0002,</td><td>0.00005</td></tr>
<tr><td>0.0,</td><td>0.0,</td><td>0.0002}</td></tr>
<tr><td>K_j</td><td>طاقة نقل الأسماك من الأصناف (j).</td><td colspan="3">{2000, 2500, 4000}</td></tr>
<tr><td>R_j</td><td>معدل نمو الأسماك من الأصناف (j).</td><td colspan="3">{0.1, 0.5, 0.3}</td></tr>
</table>

إن الوصف الرياضي للمسألة بشقيها الذي يشمل دالة العضوية اللاخطية، والمحددات اللاخطية سيكون كما يلي:

$$MAXr = \sum_{j=1}^{3} P_j.xl_j - \sum_{i=1}^{3} \left(F_i.xb_i - V_i.xe_i.xb_i \right)$$

والتي ستكون محدداتها:

$$xf_j = \sum_{i=1}^{3} Q_{ij}.xe_i.xb_i \qquad (j=1,......,3)$$

$$xc_j = K_j.xf_j - \frac{K_j}{R_j}.xf_j^2 \quad (j=1,......,3)$$

$$xl_j \leq xc_j \qquad (j=1,......,3)$$

$$xb, xe, xf, xc, xl \geq 0.0$$

حيث تمثل دالة العضوية الأولى، الربحية الاقتصادية لصيد الأسماك، التي تم احتسابها من ريع عمليات الإنزال مطروحاً منها الكلف الثابتة، والتشغيلية للصيد المناظرة لكل منها.

وتعرّف المعادلة الثانية وفيات الأسماك، في حين تحتسب المعادلة الثالثة وفيات الأسماك التي يتم صيدها.

أما المعادلة الرابعة فقد حددت عمليات الإنزال بحيث لا تزيد على الصيد. بالمقابل فإن المتغيرات الحاكمة (xb,xe,xl) تمتلك القيم المحددة العليا التالية على التوالي: {500, 500, 500}، {200 ,160 ,275}، 100 ,100 ,{100, }.

ويظهر في الجدول (٤-١٠) نتائج حل المسألة بالخوارزميات الجينية بتوظيف أربعة من البرامج الشائعة الاستخدام بهذا المضمار.

جدول (٤-١٠) نتائج حل المسألة بالبرمجيات التطبيقية

البرنامج	الربحية	القوارب			الجهد		
		١	٢	٣	١	٢	٣
GAMS	1176.458	0.90	6.96	2.32	275	160	200
GENESYS	1176.458	0.90	6.96	2.32	275	160	200
GENOCOP3	1176.458	0.90	6.96	2.32	275	160	200
FORTGA	1176.444	0.90	6.95	2.34	275	160	199.22
SGA	1176.441	0.90	6.93	2.34	275	160	199.56

لقد أجريت المحاولات الحسابية الثلاث لكل خيار من الخيارات المطروحة، وذلك بتوليد (١٠,٠٠٠) جيل، ثم انتخبت أفضل قراءاتها (Brooke,etal.,1998).

وقد اعتمد في المحاولات الثلاثة الانتخاب الدوري، حيث حقــق أفــضل النتــائج بالمقارنة مع بقية أنواع الانتخاب بتحقيق الربحية (١١٧٦,٤٤٤)، أمــا آليــة عجلــة الروليت فقد فشلت بتحقيق نتيجة تزيد على (١١٧٠,٧٦٠)، مع وجود بطء ملحوظ في أدائها بالمقارنة مع سابقتها (Baeck, 1998).

مراجع الفصل الرابع

1. Andreou, A., E. Georgopoulos & S. Likothanassis, Exchange-Rates Forecasting: A Hybrid Algorithm Based On Genetically Optimized Adaptive Neural Networks, Computational Economics, Vol.20, No.3, P.191-210,December 2002.
2. Back, T., Hoffmeister, F., & Schwefel, H. , A Survey Of Evolution Strategies. In Proceedings of the Fourth International Conference on Genetic Algorithms, pages 1-10. Morgan Kauffman, San Mateo, CA,1991.
3. Badros, G., Evolving Solutions: An Introduction to Genetic Algorithms, Vertices 10(2): 57-60,1991.
4. Baeck, T., A User's Guide to GENEsYs 1.0 , Department of Computer Science, University of Dortmund, 1998.
5. Baker , R., Genetic Algorithms in Search and Optimization, Financial Engineering News, July 1998.
6. Beasley , D., An Overview of Genetic Algorithms : Part 1, Fundamentals, University Computing, 1993, 15(2) 58-69.
7. Beasley , D., An Overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics, University Computing, 1993, 15(4) 170-181.
8. Bentley ,P., The Revolution of Evolution for Real-World Applications, Intelligent Systems Group, Department of Computer Science University College London,1999.
9. Bodenhofer , U., Genetic Algorithms: Theory and Applications, Lecture Notes, Third Edition—Winter 2003/2004.
10. Bramlette, M. F. , Initialization, Mutation and Selection Methods in Genetic Algorithms for Function Optimization, Proc ICGA 4, pp. 100-107, 1991.
11. Brooke, A.D., D. Kendrick & A. Meerhaus, GAMS: A User's Guide, Scientific Press, 1988.
12. Busetti , F., Genetic Algorithms Overview, 1998, Available At :
13. Chipperfield A., P. Fleming, H. Pohlheim & C. Fonseca, Genetic Algorithm Toolbox For Use with MATLAB, Version 1.2,User's Guide, Math Works, 2001.

14. Coale, K., Darwin In A Box, Wired News, July 14, 1997..
15. Czarnitzki ,D. & T. Doherr ,Genetic Algorithms: A Tool for Optimization in Econometrics - Basic Concept and an Example for Empirical Applications, ZEW, Centre for European Economic Research, Discussion Paper No. 02-41, 2001.
16. De Jong, K. A. , Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems, PhD Thesis, Dept. of Computer and Communication Sciences, University of Michigan, Ann Arbor, 1975.
17. Digalakis , J. G. & K. G. Margaritis, On Benchmarking Functions For Genetic Algorithms, Intern. J. Computer Math., Vol. 00, pp. 1 ± 27,2000.
18. Eoyang , G., Genetic Algorithm as Decision Support Tool, Chaos Limited,1996.
19. Forrest, S., Genetic Algorithms: Principles Of Natural Selection Applied To Computation., Science, Vol.261, P.872-878,1993.
20. Freeland , S., Three Fundamentals Of The Biological Genetic Algorithm, Department of Biology, UMBC, Catonsville, Genetic Programming, Theory and Practice, Ed. Riolo R and Worzel B.,2003.
21. Freitas , A.A., A Review of Evolutionary Algorithms for E-Commerce, PUC-PR, PPGIA-CCET, 2001, Available At: http://www.ppgia.pucpr.br/~alex.
22. Freitas ,A.A., Evolutionary Computation, PUC-PR, PPGIA-CCET, 2001, Available At: http://www.ppgia.pucpr.br/~alex.
23. Gero , J.S. & V. Kazakov, A Genetic Engineering Approach to Genetic Algorithms, Evolutionary Computation 9(1): 71-92, 2001.
24. Hart ,W.E., The Role of Development in Genetic Algorithms, Technical Report Number CS94-394, Computer Science and Engineering, U.C.S.D., November 14, 1994.
25. Heitko ,J., The Hitch-Hiker's Guide to Evolutionary Computation, (FAQ for comp.ai.genetic), 1999.
26. Holland, J., Genetic Algorithms, Scientific American, July 1992, pp. 66-72.

27. Kargupta, H., Information Transmission In Genetic Algorithm And Shannon's Second Theorem. Illinois Genetic Algorithms Laboratory, Report No. 93003,1993.

28. Karr, C. L. , Design of an Adaptive Fuzzy Logic Controller Using a Genetic Algorithm, Proc. ICGA 4, pp. 450-457, 1991.

29. Koza, J., M. Keane, M. Streeter, W. Mydlowec, J. Yu & G. Lanza, Genetic Programming IV: Routine Human-Competitive Machine Intelligence, Kluwer Academic Publishers, 2003.

30. La Poutré, J.A., Evolution, Neurons, and Agents in E-Commerce and ICT, Research Project: Evolutionary Systems and Applied Algorithmic,1999.

31. Lux , T & S. Schornstein ,Genetic Learning As An Explanation Of Stylized Facts Of Foreign Exchange Markets, Discussion paper 29/02, Economic Research Centre, London School of Economics, University of Kiel ,2002.

32. Madar , J. & J. Abonyi , Evolutionary Algorithms, 2004, Available At: http://www.geatbx.com/docu/algindex.html

33. Mahfoud, S. & G. Mani, Financial Forecasting Using Genetic Algorithms, Applied Artificial Intelligence, Vol.10, No.6, P.543-565,1996.

34. Mardle ,S. & S. Pascoe , An Overview Of Genetic Algorithms For The Solution Of Optimization Problems, Economics, The Virtual Edition, Volume 13, Issue 1, 1999.

35. Mitchell, M., An Introduction To Genetic Algorithms, MIT Press, 1996.

36. Naik, G., Back To Darwin: In Sunlight And Cells, Science Seeks Answers To High-Tech Puzzles, The Wall Street Journal, January 16, 1996.

37. Obtiko ,M., Introduction to Genetic Algorithm, 1998, Available At : http://www.

38. Prebys ,E.K., The Genetic Algorithm in Computer Science, MIT Undergraduate Journal of Mathematics, 1997.

39. Reichmann, T., Genetic Algorithms and Economic Evolution, Discussion Paper No.219, ISSN 09499962,Hanover University, 1998.

40. Rennard, J., Introduction to Genetic Algorithms, Genetic Algorithm Viewer : Demonstration of a Genetic Algorithm ,May 2000.

41. Schmitendorgf, W. E. , O. Shaw, R. Benson & S. Forrest, Using Genetic Algorithms for Controller Design: Simultaneous Stabilization and Eigen Value Placement in a Region, Technical Report No. CS92-9, Dept. Computer Science, College of Engineering, University of New Mexico, 1992.

42. Soliday, S.W., A Genetic Algorithm Model for Mission Planning and Dynamic Resource Allocation of Airborne Sensor, Rayton Systems Company, Sensors & Electronic Systems, Texas, U.S.A., March 1999.

43. Spears , W.M., & V. Anand , A Study Of Crossover Operators In Genetic Programming , Code 5510, Navy Center for Applied Research in AI ,Naval Research Laboratory, Washington, D.C ,1991.

44. Spears , W.M., Adapting Crossover In A Genetic Algorithm, Naval Research Laboratory, Washington, D.C. ,USA, 1990.

45. Spears, W. M. and DeJong, K. A. , An Analysis Of Multi-Point Crossover, In Rawlins, G. J. E., editor, Foundations of Genetic Algorithms-1, pages 301-315. Morgan Kauffman,1991.

46. Whitley ,D., A Genetic Algorithm Tutorial, Computer Science Department, Colorado State University, 1997.

47. Whitley ,D., A Genetic Algorithm Tutorial, Technical Report CS-93-103, Dep. Of Computer Science, Colorado State University, November 1993.

48. Wright , A.H., How Do Genetic Algorithms Work?, CS 555/495, Lecture notes for Department of Computer Science, University of Montana, Missoula, MT, October 24, 2002.

الفصل الخامس

النظم الخبيرة Expert Systems

٥-١ مقدمة:

في البداية، تركز اهتمامات علوم الحاسوب على إكساب آلته قدرة فائقة في التعامل مع الأرقام تجاوزت به عتبة البعد الزمني المألوف لإجراء سلسلة من الحسابات المعقدة بالطرق الشائعة فتبوأ بذلك مكان الصدارة في ميدان التعامل مع الأرقام. ثم جاءت المرحلة الثانية فاتجه العاملون في نظم الحاسوب نحو التعامل مع الرموز والعلاقات المنطقية للتمثيل الرمزي تمهيداً لإكسابها قدرة إضافية في حل المسائل الرياضية والمنطقية.

ثم برزت أساليب وتقنيات الذكاء الاصطناعي Artificial Intelligence لتهذيب ومؤازرة القدرة الحسابية المتاحة للحاسوب عن طريق محاكاة بعض وظائف الذهن البشري في أسلوب حل المشكلات Problem Solving، وإدراك الناقص، والتعويض عن المحذوف، واستنتاج العلاقات والمفاهيم، والحقائق التي تكمن وراء البيانات، ثم الوصول إلى مرحلة توقع ما توحي به هذه البيانات والتنبؤ بنتائجها.

إذن لم يعد مفهوم اعتماد مبدأ انتشار قواعد البيانات العملاقة، وآلية المعالجة التي تستند إلى قواعد المعلوماتية - كافياً لتجاوز العقبات التقنية التي تفرضها الاحتياجات الجديدة، وبات واضحاً لجميع العاملين في هذا المضمار ضرورة توافر عنصر جديد، أرقى من أكداس المعلومات، وقواعد البيانات العملاقة، نعم إنها الحاجة الماسة إلى حكمة الكائن البشري ومعارفه التي استمدها عبر رحلة طوية وشاقة أكسبته خبرة عميقة في حل المشكلات، وطرح جملة من الحلول التي تساعده على تجاوزها، ثم كيفية الموازنة بين هذه الحلول بمعيار دقيق.

وهكذا برز إلى ساحة علوم الحاسوب مفهوم قاعدة المعـــارف Knowledge Base التي تحوي بين جنباتها جملة من المعارف والمفاهيم القابلة للاستثمار بدلاً من البيانات الصماء، وهندسة المعرفة Knowledge Engineering، فأصبح هذان المفهومان ركيزتين جديدتين لحاسوب الجيل الخامس، فحلت قاعدة المعارف محل قواعد المعلومات وعـــاء يستوعب عناصر المعرفة، وشبكة العلاقات القائمة بين عناصرها. وحل النظام الخبير Expert System بصفته وليداً بكراً لهندسة المعرفة أرسيت من خلاله حقيقة الاعتقاد بأن المعرفة باتت موضوعاً يمكن أن يدين للمنطق الهندسي الذي عكــف علـــى صـــياغة أنموذج الإدراك بمعيار رياضي ومنطقي دقيق، لسبر الـــشبكة الدلاليـــة، ومخططـــات المفاهيم، وتقنيات حل المشكلات، وآلية الاستدلال المنطقي، وغيرها من المسائل.

٥-٢ الأطر العامة لعمليات الاستنباط التي نمارسها في الحياة اليومية:

تحفل حياتنا اليومية بحشد من عمليات الاستنباط والاستدلال المنطقي التي نمارسها على المفردات التي يطرحها علينا الواقع الذي نتفاعل معه بمختلف المستويات. ولكي لا نتيه في مزالق التفكير المنطقي والاستدلال بمعايير المناطقة في تحديد أنمـــاط هـــذه العمليات سنحاول معالجة المسألة بأسلوب بالغ البساطة (Brown,etal.,1995).

بداية نقول: إن ثمة مراحل تمر بها آلة الفهم والاستنباط لدينا قبل توصـــلنا إلـــى أرضية تمهد أمامنا عملية اتخاذ قرار مناسب بصدد مسألة من المسائل. وتشمل هـــذه المراحل ما يلي:

أولاً: إنشاء فئات أو مجموعات من سيل المفردات التي يطرحها علينا الواقع اليومي، مثال على ذلك:

الأوراق النقدية هي موجودات متداولة.

الموجودات المتداولة هي موجودات مالية.

ثانياً: استخدام قواعد محددة، أو قواعد قبلية نسترشد بها في فهمنا للوقائع، مثال علـــى ذلك:

تحدد التشريعات الضريبية بـــ........ من نسبة الحسم على موجودات محددة.

ويمكن إسقاط القواعد وفق النسق المنطقي التالي:

"IF A THEN B"

"IF B THEN C"

A--->B--->C

ثالثاً: استخدام آليات البحث الموجّه Heuristics والتي يمكن اقتناصها من القواعد التـــي تستخدم في تسيير دفة أنشطتنا المختلفة؛ مثال على ذلك:

IF Letter of Intent Is Signed

THEN You Can Proceed with Contract

وتمثل آلية البحث الموجّه مجموعة السياقات التي توظف الحكمة والمعرفة التـــي تتمسك بالقواعد المرعية عند التعامل مع المسائل المطروحة على أرض الواقع.

رابعاً: توظيف الخبرة المتراكمة من خلال معالجة حالات متعددة في فترات ســابقة. ويرتكز هذا النوع من الخبرة على عمليات الاستدلال التي تعتمد على القــرائن المألوفة؛ مثال على ذلك:

استثمار وجود التماثل بين الحالة الحالية وحالات سابقة كأساس لاتخاذ القرار.

تحديد أهم الخصائص الحاكمة في التعامل مع حالة من الحالات.

خامساً: توظيف التوقعات في التعامل مع المسائل المطروحة في الحياة اليومية، مــن خلال المعرفة المتوافرة لدينا بأنماط السلوك. مثال على ذلك:

لا تبدو حركة سوق المال هذا اليوم طبيعية.

٥-٣ الأطر العامة لعمليات الاستنباط التي تمارسها البيئة المحوسبة:

تسود البيئة المحوسبة آليات مستحدثة لممارسة عمليات استنباط تحاكي ما يمارسه الإنسان داخل حدود مملكته العقلية المحيّرة. وقد بذل المتخصصون في ميادين الذكاء الاصطناعي جهوداً جبارة لترجمة الآليات العقلية البشرية إلى رموز، وصياغات رياضية، وقواعد منطقية لكي يقاربوا بين آلياتهم المحوسبة وبين القدرات البشرية التي لا تعرف حدوداً.

وبصورة عامة تستخدم أربعة أنماط من المعالجات المحوسبة في النظم الخبيرة هي:

الهياكل التي يعد كل منها عقدة في معمارية، أو مجموعة معماريات بيان الهوية "isa". ويطلق على خصائص الهيكل اصطلاح الحيز المحدد Slot.

القواعد التي تقيم علاقات محددة بين طرف وآخر بواسطة صيغة رياضية أو منطقية. ويطلق على مجموعة القواعد أصل القواعد Rule Base وفي أحيان أخرى Knowledge Base.

الحالات التي تعد نماذج واقعية على معالجات يكثر استخدامها على أرض الواقع. ويطلق على مجموعة الحالات المتوافرة قواعد الحالة Case Base؛ مثال على ذلك: حالات حساب الضرائب، وطرق استنتاج الضرائب.

تمييز وتوقع الأنماط من خلال المسح الرقمي للعناصر التي يعالجها النظام المحوسب؛ مثال على ذلك: نظم بطاقات الائتمان، ونظم أمن قواعد البيانات.

٥-٤ المعرفة: تعريفات واصطلاحات:

استأثر اصطلاح المعرفة Knowledge باهتمام الفلاسفة، والمفكرين في بدايات بزوغ التيارات الفلسفية العقلية في القرون الوسطى، ثم عمد إلى سبر محتواه علماء

النفس في بدايات هذا القرن، وأخيراً أضحى الاصطلاح ضمن قائمة اهتمامات علـوم الحاسوب والذكاء الاصطناعي حيث بات أساساً تفتقر إليه البرمجيات الحديثـة التـي يحاول المتخصصون من خلالها محاكاة القدرات العقلية للكائن البشري.

من أجل هذا حفلت المراجع الفلسفية، والعلمية بأكثر من تيار في تعريفهـا، إلا أن الحصيلة النهائية للآراء المنقولة في هذا المضمار تتفق على أن المعرفة لا تعني أكداس المعلومات المتناثرة بين طيات المراجع العلمية وقواعد البيانات العملاقة، وإنمـا هـي عبارة عن فعالية موجهة تهدف إلى تصنيف البيانات وتفسيرها ومعالجتهـا، لجعلهـا صالحة للتطبيق الميداني، مع إمكانية توسيع آفاق استخداماتها لإيجاد حلول بديلة لعقبات جديدة محتملة.

على ضوء هذا فإن المعرفة تتألف من:

أ- الوصف الرمزي للتعريفات الخاصة بالمتغيرات قيد الدراسة.

ب- شبكة العلاقات القائمة بين هذه المتغيرات.

ج- الطرق الإجرائية المستخدمة لتوظيف الرموز العلمية (الفقرة - أ)، وشبكة العلاقات القائمة بينها (الفقرة - ب) لإنشاء هيكل معرفي قابل للتطبيق.

يمكن تقسيم المعرفة إلى عدة محاور:

١- المعرفة الإجرائية Procedural Knowledge: وهي تتضمن المهارات الخاصة بإجراء نشاط عقلي محدد، لذا يقال عنها إنها تغطي قطاع "تعرف كيف".

٢- المعرفة بدلالات الألفاظ Semantic Knowledge وتمثل قطاعاً مهماً من الذاكرة طويلة المدى، وتشمل إدراك الكلمة مبنى ومعنى، والعلاقات البنيوية للكلمة في هيكلية الجملة، وكيفية إنشاء القواعد والمعاني والحقائق مـن هـذه المفـردات اللغوية.

٣- المعرفة العرضية Episodic Knowledge: وتستقر هذه المعرفة في غياهب الذاكرة طويلة المدى، حيث تحوي معلومات مختلفة عن الأحداث العارضة والعلاقات المؤقتة القائمة بين هذه الأحداث، التي تظهر الحاجة المستمرة إلى استرجاعها حسب الحاجة القائمة لها، مثل المهارات المطلوبة لتشغيل الحاسوب، أو إجراء عمليات حسابية محددة، وهي لا تتطلب استذكارها بصورة دائمة وإنما تستثمر المعرفة العرضية عن طريق تحقيق ذلك.

٤- المعرفة البيانية (التصريحية) Declarative Knowledge: وتشمل القدرات العقلية التي تتيح للإنسان التصريح أو بيان ما لديه من معارف للعالم المحيط به. إن المعرفة من هذا النوع تمثل الجسر أو الوصلة التي تنتقل عبرها خبرات ومعارف المتخصصين إلى الآخرين، وتصبح قابلة للتداول في الكتب والمجلات، ودائرة الحوار.

لا تقتصر المعرفة البشرية على ما ذكر، فهناك ميدان ما وراء المعرفة Meta-Knowledge الذى يتضمن قدرة الكائن على تحديد ما يتوافر لديه من معارف، وأساليب توظيف هذه المعرف عند ظهور الحاجة إليها. تقع هذه المعرفة في حيز القدرات الكامنة لدى الكائن البشري، وهي تبزغ عند الحاجة، ودون سابق إنذار.

٥-٥ آلية المعالجة المعرفية للموارد الاقتصادية:

يرتكز الأنموذج المعلوماتي في عمله على آلية الاستدلال التي يمكن تعريفها بأنها عبارة عن عملية إصدار الحكم، وإنشاء المعرفة التي تستند إلى المعلومات أو الحقائق المتوافرة في قواعد البيانات المصاحبة للأنموذج وباعتماد إحدى الطرق المنطقية والرياضية المتاحة في البيئة الحاسوبية.

تتألف آلة الاستدلال المعرفي من هيكل برمجي يستثمر العمليات الرياضية والمنطقية المتوافرة في برمجيات هندسة المعرفة لإصدار الأحكام، واتخاذ القرارات، وحل المشكلات والعقبات المعترضة (Simons,1984 :116).

يمكن تقسيم الهيكلية المعلوماتية لأنموذج المعرفة إلى ثلاثة أقسام رئيسة، هي:

القسم الأول: الحقائق Facts: وهي معلومات مسلّم بها، ولا تقبل نقضاً، تصلح كأساس لعملية الاستدلال المعرفي. وخير مثال على إحدى الحقائق الاقتصادية هو: داو جونز = مؤشر اقتصادي، الدولار = عملة، العرض ذو صلة بالطلب.

القسم الثاني: الرموز والعلاقات Symbols & Relations: وهي جملة من الأدوات الرياضية، أو المنطقية التي تتوافر في أنموذج المعرفة، والتي تتيح للمستخدم صياغة علاقات ارتباط، أو تباين بين متغيراته (Adeli, 1990 :3).

يظهر في الجدول رقم (٥-١) أهم الرموز والعلاقات المتاحة لأنموذج معرفة وحوسبة المتغيرات الاقتصادية.

جدول (٥-١) أهم الرموز والعلاقات المتاحة لهيكلة أنموذج المعرفة

الرمز أو العلاقة	الصياغات المتاحة	الشاهد
المتغيرات Variables.	عدد لا محدود من المتغيرات.	س، ص، .....
الروابط Connectives.	و، أو، ليس، يتضمن.	ارتفاع العوائد، و، انخفاض الكلفة.
Punctuations.	......	أقواس التمييز، أو المؤشرات.
المطابقة Equality.	علامة المساواة.	ناسداك = مؤشر اقتصادي.

الرمز أو العلاقة	الصياغات المتاحة	الشاهد
الثوابت Constants.	عـــدد لا محـــدود مـــن الخصائص الثابتة.	فائدة، عملـــة، معـــدل العائـــد الداخلي،..... إلخ.
المحمول Predicates.	محمول واحد على الأقل.	مرتفع، متوسط، منخفض.
الـــدوال الرياضـــية Functions.	عدد لا محدود من الصياغات الرياضية التقليدية.	أكبر، أصغر، صياغة رياضية محددة.

القسم الثالث: توصيف المعرفة: إن أهم التقنيـات المـستخدمة فـي توصـيف المعرفة، وأكثرها شيوعاً هو أسلوب القواعد Rule - Based Method الذي يعمـد إلـى توظيف القواعد بوصفها أساساً منهجياً لإنشاء الأحكام، والتوصيات، والإسـتراتيجيات. وتتكئ القواعد على عنصر الخبرة الذي يتخذ قراراً محدداً إزاء المتغيرات المنطقية أو الرياضية التي تحيط بالمسألة قيد الدراسة على ضوء الخبرة المتراكمة لدى الخبيـر أو مورد المعرفة المتاح.

تتألف الهيكلية المنطقية للقاعدة من عبارتين:

(الأولى): شرطية تبدأ بكلمة إذا (IF). و(الثانية): تمثل جواب الشرط (THEN) الذي يوظف الخبرة الموجودة في قاعدة المعرفة عند إصدار الحكم بشأن الواقعة.

مثال على ذلك: صياغة حاسوبية لقاعدة:

قاعدة رقم (١):

إذا ارتفعت قيمة الأسهم

وكان سوق رأس المال = مستقر.

إذن الاستثمار = مناسب.

ويظهر بأن تحقق الجزء الأول (الشرطي) من القاعدة ينجم عنه إصـــدار الحكـــم بشأن القضية، وإرساء (جواب الشرط) بوصفه حكماً معرفياً بصدد هذه القضية، يمكن أن نختزنه في القاعدة المعرفية باعتباره حقيقة قابلة للتوظيف في إصدار أحكام نقديـــة مشابهة على مسائل اقتصادية أخرى.

أما في مضمار المعالجة المعلوماتية فيأتي دور مهندس المعرفة الذي يعمـــد إلـــى تبويب هذه المفردات إلى ثلاثة أقسام رئيسة:

القسم الأول: البيانات:

بصورة عامة يستخدم اصطلاح البيانات Data لوصـــف الكائنـــات[١]، والأرقـــام، والإحصائيات، وغيرها ... والتي تصلح للخزن أو المعالجة فـــي البيئـــة الحاســـوبية. وبناء على ذلك ستتألف البيانات الاقتصادية من أية مفردة معرفية تستخدم في ميـــادين التجارة والأعمال، مهما كانت طبيعة الاستخدام، مع استبعاد طبيعة العلاقـــات القائمـــة بينها وبين غيرها من المفردات السائدة في هذا العلم.

لذا فإن المفردات التي تتعلق بأسعار الأسهم في ميادين أســـواق رأس المـــال، أو أسعار الفائدة، ومقادير التضخم، والأرباح والعوائد المتحققة من الأنشطة الاقتـــصادية المختلفة، وغيرها من المفردات الأخرى هي بيانات تتعلق بالوصف الاقتصادي، لكونها واضحة بذاتها، وقابلة للخزن في وسائط خزن البيانات المتاحة على الحاسوب.

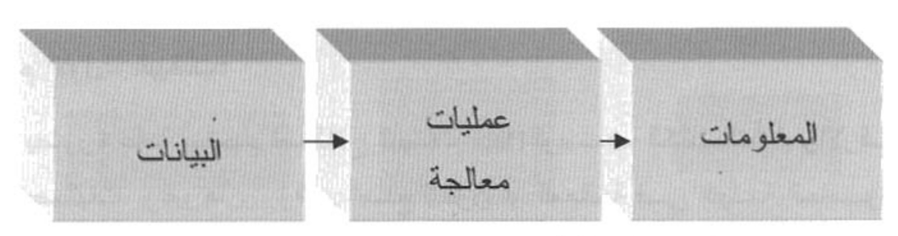
القسم الثاني: المعلومات:

استخدم اصطلاح المعلومات لصياغة حد فاصل بين ركام البيانات التي تنشأ عـــن جملة الأنشطة البشرية، وبين عملية استثمارها وإحالتها إلى حقـــائق، بـــذلك أضـــحى

---

(١) يطلق اصطلاح الكائن Object في ميدان المعلوماتية على كل مفردة تمتلك هوية تميزها عن بقية الكائنـــات المقيمة معها من خلال الخصائص Properties النوعية أو الكمية التي تمتلكها، فالكتاب كـــائن، والكلمـــة كائن.

تعريف المعلومات بأنها عبارة عن جميع أنواع البيانات التي تم تجميعها بالملاحظة، أو المراقبة، أو التدوين (مسموعة كانت أم مرئية) وتمتاز بكونها قابلة للمعالجة بتقنيـات الحاسوب والآليات المعلوماتية المتاحة فتتحول إلى خطاب يحمل دلالة معرفيـة قابلـة للتفسير، والتداول بما يضمن إكساب الجهات التي تستخدمها معارف، أو حقائق قابلـة للاستثمار في شتى ميادين الأنشطة المعاصرة (الرزو، ١٩٩٨ : ٣٤).



شكل رقم (١) الحد الفاصل بين البيانات والمعلومات

وعلى ضوء ذلك، يمكن إنشاء المعلومات عن متغيرات أسواق رأس المال، عبـر معالجة اقتصادية متبصرة تصنف على أساسها الحدود الدنيا والعليا، وأسعار الإغـلاق للمؤشرات الاقتصادية المختلفة خلال فترة محددة، أو في ظل سوق معـين. فتتحـول البيانات الخام التي تصف المتغير إلى معلومات قابلة للاستثمار من قبل العاملين فـي ميدان أسواق رأس المال عند ظهور الحاجة إلى توقع أنماط التغير المحتملـة خـلال الفترة المقبلة.

القسم الثالث: المعارف:

تمتاز المعرفة بكونها عملية تقطير للبيانات، والمعلومات لإنتاج قواعـد منطقيـة تصلح للتوظيف في تجاوز عقبات مماثلة، أو توليد سلوك ذكي يتسم بالخبرة والحنكـة في معالجة المواقف. لذا فإن عملية توصيف المعرفة تـشمل: اختـزان المفـردات، واختيار الآليات المناسبة لمعالجة البيانات والمعلومات، وفق شبكة العلاقات والقواعـد

التي تربط بين هذه المفردات في أنموذج معلوماتي تتكامل فيه الأواصر القائمة بين هذه المفردات بالشكل الذي يوفر بيئة برمجية متكاملة تمتلك القدرة على صنع قرار يستثمر محتويات قاعدة المعرفة في تحقيق الغايات المحددة له.

وعليه فإن المعرفة الاقتصادية هي ثمرة سبر مفردات جملة من متغيرات السوق وأنشطة التجارة والأعمال، في أي فرع من فروعها المتشعبة، بغرض الوصول إلى مرحلة استنطاقها في إصدار أحكام نقدية دقيقة، عند تفحص المعلومات المنتشرة في المراجع العلمية، من أرض الواقع.

٥-٥-١ مدخل إلى تحليل مكونات المعرفة الاقتصادية:

يتأرجح تعريف المعرفة بين ثلاثة تيارات. تيار تطبيقي، وتيار فلسفي، وتيار مفاهيمي. يلقي كل منهم ظلاله على طبيعة اصطلاح المعرفة المقيم في كل تيار من هذه التيارات الثلاثة. ويمكن إجمال هذه التعريفات بما يلي (Nakamori , 2003:50):

- المعرفة هي عبارة عن: معلومات أحسن تنظيمها وتبويبها بحيث تصبح صالحة لحل مسألة أو مسائل محددة.
- المعرفة هي عبارة عن: معلومات تم تنظيمها وتحليلها لكي تصبح سهلة التناول وقابلة للتطبيق في حل المسائل وصناعة القرارات.
- المعرفة هي: نتاج الاستنتاج وإعمال الفكر في البيانات والمعلومات لتوفير مناخ مناسب للارتقاء بالأداء، والقدرة على حل المسائل، وصناعة القرارات، والتعلّم، والتعليم.

ويبدو واضحاً من هذه التعريفات المقترحة لوصف المعرفة بأن ثمة عملية تدرج مفاهيمي عند الانتقال من البيانات، صوب المعلومات، ثم الارتقاء إلى المعرفة.

لقد أضحى علم المعرفة يتألف من مجموعة محاور يمكن إجمالها بما يلي:

المحور الأول: المناهج التي تؤلف المعرفة: يسعى هذا التيار إلى إنشاء نماذج وأنساق مفاهيمية تصلح لحل المسائل. وتعد هذه النماذج عبارة عن محاول لصياغة وإنشاء أرضية معرفية تصلح لكي تلعب دوراً حاسماً في معالجة المعلومات.

المحور الثاني: النظم المرتكزة على المعرفة: وتتضمن سلسلة من البحوث والدراسات التي تسعى إلى تعميق فهمنا لكيفية صياغة الجزأين النظري الصرف والمفاهيمي لصناعة النظم المعرفية. وتسعى هذه البحوث بتحليل وتركيب مفاهيمها بتوظيف مفردات مختلفة من تياري نظم المعلومات الشبكاتية، والشبكات العصبونية في العقل البشري.

المحور الثالث: بنية المعرفة: ويسعى هذا المحور إلى دراسة بنية المعرفة بدلالة صناعة المبادئ التي ترتكز على آليات التجريد، والوصف المعرفي، واكتساب المعرفة وتوظيفها على أرض الواقع.

المحور الرابع: نظم دعم الابتكار والإبداع: وترتكز هذه النظم على المبادئ المستخدمة في إنشاء النظم المرتكزة على المعرفة، والمفردات السائدة في البيئات المنتجة للمعرفة. ثم تسعى جاهدة إلى توظيف هذه المبادئ لمعالجة مسائل تتعلق بمسائل فكرية سائدة على أرض الواقع. يتأرجح تعريف المعرفة بين ثلاثة تيارات: تيار تطبيقي، وتيار فلسفي، وتيار مفاهيمي. يلقي كل منهم ظلاله على طبيعة اصطلاح المعرفة المقيم في كل تيار من هذه التيارات الثلاثة. ويمكن إجمال هذه التعريفات بما يلي (Nakamori ,2003:50):

- المعرفة هي عبارة عن معلومات أحسن تنظيمها وتبويبها بحيث تصبح صالحة لحل مسألة أو مسائل محددة.

- المعرفة هي عبارة عن معلومات تم تنظيمها وتحليلها لكي تصبح سهلة التناول وقابلة للتطبيق في حل المسائل وصناعة القرارات.
- المعرفة هي نتاج الاستنتاج وإعمال الفكر في البيانات والمعلومات لتوفير مناخ مناسب للارتقاء بالأداء، والقدرة على حل المسائل، وصناعة القرارات، والتعلّم، والتعليم.

ويبدو واضحاً من هذه التعريفات المقترحة لوصف المعرفة بأن هناك عملية تدرج مفاهيمي عند الانتقال من البيانات، صوب المعلومات، ثم الارتقاء إلى المعرفة.

٥-٥-٢ مراحل اكتساب المعرفة الاقتصادية:

تتضمن عملية اكتساب المعرفة سلسلة من الآليات المعرفية التي تسعى إلى استنباط المفاهيم وتحليلها، وصياغتها من البيانات التي نكتسبها من حصيلة الممارسات الميدانية للخبير على أرض الواقع.

وسنحاول أن نقسم عملية اكتساب المعرفة إلى المراحل التالية:

المرحلة الأولى: استنباط المعرفة:

ينشأ عن المرحلة الابتدائية لاستخلاص المعرفة من الخبير البشري مجموعة من البيانات التي تفتقر إلى هيكلة مفاهيمية أو تفسيرات جلية. وكذلك لا تخلو هذه البيانات من الفوضى، والالتباس في بعض مواطنها بضوء الآلية المستخدمة لاستخلاصها من موردها.

وبصورة عامة فإن أكثر الأمور أهمية بهذه الحزمة من البيانات يتعلق بالتقنية المستخدمة لاستنباط البيانات الخام من موردها، وطبيعة البيانات المستخلصة. ويميل الكثير من مهندسي المعرفة إلى تبني أسلوب إجراء مقابلة مباشرة مع الخبير لاستنباط

وتقطير مفردات خبرته عبر الخطاب العلمي الدائر بينهما. ويتميز هذا الأسلوب بجملة من المحاسن أهمها طرح الخبير لطيف واسع من مفردات خبرته الميدانية، بيد أن غياب التماسك المنهجي من هذه البيانات الخام ينعكس سلباً على مهندس المعرفة الذي سيجد نفسه قبالة حجم كبير من البيانات الخام التي تتطلب جهداً كبيراً لتحليلها، واستنطاق المبادئ والمفاهيم من بين نصوصها. ولتجاوز مثل هذه العقبات فقد اقترحت تقنيات جديدة لاستنباط المعرفة مثل: المقاييس متعددة الأبعاد Multidimensional Scaling (Shepard,etal.,1972)، أو مجموعة الأدوار Repertory Grid (Boose,1985)، والتقسيم الهرمي (Johnson,1967).

ورغم الاختلافات القائمة بين الأساليب السلوكية المستخدمة، فإن القاسم المشترك الذي يجمعها جميعاً هو سعيها الدائم إلى إنتاج وصف دقيق لكيفية قيام الخبير بتنظيم معرفته وتوجيهها صوب صناعة قرار مناسب. ثم يأتي دور مهندس المعرفة الذي يعيد صياغته بلغة تقنية تتلاءم مع مدخلات النظام الخبير المحوسب.

المرحلة الثانية: تحليل البيانات:

بعد اكتمال عملية استخلاص البيانات من الخبير، يسعى مهندس المعرفة إلى ممارسة نشاطه التحليلي على البيانات من خلال معالجة الضوضاء المصاحبة للبيانات التي قد حصل عليها، واستبعاد البيانات غير الضرورية التي لا تمتلك تأثيراً معنوياً في الجزء الجوهري من البيانات المستخلصة. وتأتي بعد ذلك خطوة تقطير المبادئ، والمفاهيم، والعبارات، والتعريفات، والعلاقات المقيمة بين مفرداتها المختلفة.

وتعتمد الآلية المستخدمة في تحليل البيانات إلى حد كبير على الآلية التي استخدمت في استنباط بيانات الخبرة من موردها. فإذا كانت آلية الاستنباط منهجية تكون عملية التحليل ذات سمة منهجية أيضاً وتسير بصورة سلسلة. أما إذا كانت البيانات يعمها الفوضى، فإن من الصعوبة تحليل البيانات ما لم تمر بسلسلة من عمليات المعالجة بمستويات مختلفة.

وتتميز معالجات التحليل الأولي للبيانات على تلمس المظاهر المنطقية بالبيانـــات، وفصل المبادئ، والمفردات الجوهرية المنتشرة في خطاب الخبير.

المرحلة الثالثة: إنشاء المفاهيم:

يحاول مهندس المعرفة فرض أنساق وبنى مفاهيمية على البيانات التـــي حـــصل عليها من الخبير، وذلك لتوليد أنموذج مجرد للمسألة المطروحة بدلالة تصنيف هرمي، أو مجموعة جداول، أو شبكات عرضية، أو مخططات انسيابية، أو أي مـــستوى مـــن مستويات تنظيم محتوى البيانات بنسق مفاهيم يميل إلى التجريد والتعميم، ونمذجة مجال المسألة وتوفير بنى رياضية لوصفها بدقة.

إن العنصر الأساس في هذه المرحلة التي يميزها عن مرحلة الوصف المعرفي هو أن آلية الوصف في هذه المرحلة لا تحتاج إلى أن تكون قابلة للتطبيـــق، وإنمـــا تُعـــدُّ مظهراً منهجياً أولياً يسعى إلى بيان طبيعة المهمة التي تنتظرنا لتجاوز العقبة المعرفية المطروحة.

بصورة عامة تعد هذه المرحلة مرحلة بالغة التعقيد وحاسمة إلى حد كبير في دائرة المعالجة الهندسية للمعرفة. وتكمن الصعوبة في هذه المرحلة بغياب القدرة على تمييز الفجوات الموجودة القاعدة المعرفية، رغم توافر الصيغة الأولية للأنموذج. يضاف إلى ذلك إمكانية بروز عدم تطابق مفـــاهيمي بين نتائج مرحلة استنباط المعرفة مع نتـــائج هذه المرحلة، الأمـــر الـــذي قـــد يحمـــل آثـــاراً ســـلبية فـــي المعرفـــة المكتـــسبة (Motta,etal.,1990:12).

وتبقى على الدوام الكرة في ساحة مهندس المعرفة الذي يجد نفسه على الدوام قبالة مفردات معرفية متناثرة، ومنطق يتخفى بين سلسلة من القرارات الميدانية، الأمر الذي يفرض عليه ضرورة معاودة النظر بعناية إلى المسألة من جميع جوانبها، والسعي إلى التنقير عن خلاصة الخبرة المستبطنة في مفردات خطاب الخبير بمجال محـــدد لكـــي

يظفر بتحويلها إلى مجموعة متماسكة من القواعد المنطقية والصياغات الرياضية التي تشكل مادة النظام الخبير، والمورد الفاعل لأدائه السليم.

٥-٦ النظام الخبير: تحليل أولي للماهية:

ويمكن تلخيص الأطر العامة للتعريفات المطروحة لبيان النظم الخبيرة من خلال المحاور الثلاثة الآتية التي تؤشر بوضوح نحو المرتكز الجوهري لهذا النوع من النظم:

المحور الأول: المعرفة:

وعلى أساس هذه المفردة تعد النظم الخبيرة عبارة عن نظم محوسبة توظف المعرفة لحل المسائل، وتجاوز العقبات التي تتطلب خبرة بشرية.

المحور الثاني: الأداء:

وعلى أساس هذه المفردة تعد النظم الخبيرة عبارة عن برامج حاسوبية تستخدم معرفة الخبير لبلوغ مستويات عالية من الأداء في ميدان محدد من ميادين المسألة التي نتناولها بالدراسة.

المحور الثالث: مزيج من قدرات الذكاء المحوسب:

وعلى أساس هذه المفردة تعد النظم الخبيرة مزيجاً من قدرات الذكاء المحوسب التي تنتظم تحت مظلة نظام يمتلك مقومات الخبرة، ويقوم بعمليات استنتاج بواسطة معالجات رمزية، ويمتلك سمات ذكاء مقارب للذكاء البشري، ويمتلك القدرة على إعادة صياغة مفهوم المسألة والتعامل مع المسائل المعقدة في مجال حقول مهام محددة على أرض الواقع.

وتتباين التعريفات المطروحة لتحديد الأطر المفاهيمية لدلالة النظم الخبير. ويعود سبب هذا التباين إلى ميل بعضها إلى اعتماد الوظيفة التي ينهض بأعبائها النظام الخبير

في تعريفه، فى حين تذهب أخرى إلى التنقير عن هيكلة النظام في تحديد ماهيته. بالمقابل هناك تعريفات أخرى تميل إلى استخدام عنصري الوظيفة والبنية الرياضية والمنطقية في تعريف ماهية هذا النظام المحوسب.

النظام الخبير هو عبارة عن برنامج حاسوبي يسعى إلى محاكاة ملكة الحكم أو السلوك لدى إنسان، أو منظمة تمتلك قدراً كافياً من المعرفة والخبرة في ميدان من الميادين. وبصورة عامة يتألف هذا النمط من النظم من قاعدة معرفية تضم الخبرة المتراكمة التي يساندها حشد من القواعد المنطقية التي يتم استخدامها لتطبيق المفردات المتوافرة في قاعدة المعرفة لكل حالة من الحالات الميدانية المطروحة على البرنامج المحوسب (Waterman,1986).

إن المعادلة التقليدية التي تصف بنية البرنامج الحاسوبي التقليدي هي:

خوارزمية + هياكل بيانات = برنامج.

أما في حالة النظام الخبير فتتحول المعادلة التي تصفه إلى الصيغة التالية:

آلة استدلال + معرفة = نظام خبير.

ونتيجة لذلك فإن هذا النوع من النظم يتألف من المركبتين التاليتين:

- قاعدة معرفية تقوم باقتناص المعرفة المخصصة بمجالات محددة.
- آلة استدلال تتألف من خوارزميات تقوم بمعالجة المفردات المعرفية الموجودة في القواعد المعرفية.

وتتم عملية إنشاء نظام مرتكز على مجال محدد من المعرفة عن طريق استشارة ثلّة من موارد المعرفة، مثل الخبراء، ونصوص الكتب، وقواعد البيانات المختلفة. وفي حالة توافر كم مناسب من البيانات يمكن استخدام تقنيات تعلّم الآلة لاستخلاص

المعرفة من هذه البيانات وتقطيرها في أطر معرفية مناسبة للتداول في القواعد المعرفية الملحقة بالنظم الخبيرة.

بيد أن جل النظم الخبيرة تستقي مواردها المعرفية من الخبراء من بني البشر الذين يمتلكون أنساقاً معرفية خصبة لا يمكن للآلة أن توافرها بواسطة آليات الحوسبة الذكية. بيد أن عملية تقطير المفردة المعرفية من الخبراء تتطلب خبرة مميزة، وقدرات فريدة، ومهارات تقنية تؤهلهم إلى تلمّس المناطق المعرفية الخصبة لدى هذه الفئة من موارد الخبرة البشرية. يطلق على الأشخاص الذين يقومون بالتنقير عن موارد المعرفة لدى الخبراء اصطلاح "مهندسو المعرفة" لأنهم يقومون بإعادة بناء الحوار الموجّه مع الخبراء إلى مجموعة متناسقة من القواعد والحقائق المعرفية التي يمكن توظيفها في عمليات الاستدلال المعرفي.

ويطلق على هذا النوع من المعالجة مرحلة اكتساب المعرفة حيث تتم خلالها تجميع جميع المفردات المعرفية في ميدان محدد يستأثر باهتمام نظام خبير محدد، ثم يتم انتقاء الأطر المناسبة لوصف هذه المعارف، وتمييز الحقائق، وطبيعة العلاقات المقيمة بينها، ثم إدراجها ضمن قواعد مقايسات منطقية معرفية محكمة، قابلة للتداول ضمن البيئات الحاسوبية المتوافرة.

وينبغي أن تضم أطر الوصف المعرفي التي تستخدم في النظم الخبيرة ما يلي:

١- قدرة وصفية كافية لمعالجة وترميز المفردات المعرفية الخاصة بمجال محدد.

٢- تمتلك أرضية دلالية بيّنة بحيث يمكن للمستخدم العادي إدراك معاني المفردات المعرفية الموجودة في قواعد المعرفة.

٣- تسمح بتوظيف طيف واسع من المعالجات الخوارزمية لمفرداتها وبما يضمن استثمار المحتوى المعرفي في توجيه أنشطة مختلفة على أرض الواقع.

٤- توفر فرصة كافية لإنشاء استنتاجات وتبريرات منطقية مقبولة للحلول الخبيرة التي تطرحها للمستخدم الذي ينشد تجاوز عقبة محددة على أرض الواقع.

إن الوصف المعرفي لمجالات تقع في دائرة المعرفة لأنشطتنا اليومية، يأخذ بعين الاعتبار مجموعة من المسائل التي تشمل:

١- السمات الفردية للمفردة المعرفية، وطبيعة الفئات أو المجاميع التي تنتمي إليها.

٢- الهيكلة والبنى التي تلمّ شتات المفردات المعرفية.

٣- طبيعة القطاعات وماهية الحدود المميزة لمكوناتها.

٤- أنواع الكائنات الموجودة في القواعد المعرفية.

٥- ماهية الأحداث، والأفعال، والحالات، والمواقف السائدة.

٦- فئات الكائنات المركبة من الفقرتين (٤،٥).

٧- الموازنة بين جواهر المفردة المعرفية والمسائل التي تنتمي إليها.

٨- المقاييس المعتمدة في آليات الموازنة المنطقية والمعرفية.

٩- مرتكزات الاعتقاد اليقيني الذي يستمد مادته من المفردة المعرفية.

وتشمل الفئات الأنواع العامة، في حين تمثل الأفراد حالات مخصصة من هذه الأنواع. فعلى سبيل المثال النقود يمكن أن تعد فئة لكينونة اقتصادية محددة، في حين يمكن أن نعد الريال نوعاً محدداً من النقود المتداولة.

ويسعى النظام الخبير إلى اقتناص المعرفة من الخبراء الميدانيين، ليحولها إلى معرفة محوسبة في بيئة تقنية المعلومات، عبر وسط بيئي، يمكن استثماره بميادين تطبيقية عدة. وتكمن أهمية النظم الخبيرة في كونها تمتلك القدرة على:

- التقليل من مستوى المهارة المطلوبة لإدارة الأدوات والتقنيات المعقدة.

- طرح مقترحات تشخص أسلوب تجاوز العقبات.
- تفسير البيانات المعقدة.
- تمهيد عملية الاحتفاظ ونشر المعرفة الرصينة والنادرة.
- اقتناص المعرفة من مواردها من الخبراء الذين يوشكون على تــرك ممارســة العمل الميداني.
- دمج الموارد المعرفية المختلفة على طريق تكامل أدائها.

ويشيع إطلاق اصطلاح هندسة المعرفة Knowledge Engineering علــى عمليــة إنشاء النظام الخبير من عناصره الأولية، في حين يطلق اصطلاح مهنــدس المعرفــة Knowledge Engineer على المتخصص الذي ينهض بأعباء مهمة بناء النظــام مــن عناصره المتوافرة.

٥-٦-١ البرمجيات المرتكزة على المعرفة:

إن من أهم الفروق التي تظهر بوضوح بين البرمجيات التقليدية والبرمجيات التي تستند في صياغاتها إلى المعرفة أن الأخيرة تقوم بمعالجة المعرفة، أما الأولى فتعــالج البيانات والأرقام.

يظهر في الجدول (٥-٢) الفروق الجوهرية بــين معالجــة البيانـــات بواســطة البرمجيات التقليدية والبرمجيات المرتكزة على المعرفة.

جدول (٥-٢) الفروق بين البرمجيات التقليدية والبرمجيات المرتكزة على المعرفة

البرمجيات التقليدية	البرمجيات المرتكزة إلى المعرفة
تتعامل مع البيانات والأرقام وتوافر تقنيات المعالجة الرياضية والمنطقية لها.	تتعامل مع آليات المعرفة موظفة تقنياتها لحل المشكلات واقتراح الحلول.
تستخدم الخوارزميات في المعالجة الرياضية والمنطقية.	تستخدم مبدأ الاستكشاف الموجه Heuristic لاختيار الحل الأمثل من جملة الخيارات المتاحة.
تكمن قدراتها في المعالجة لقابليتها الهائلة على تكرار العمليات الرياضية والمنطقية وفق الخوارزميات المستخدمة خلال وحدة الزمن.	تكمن خصائصها الإيجابية في قدرتها على توظيف مبدأي الاستنتاج والاستدلال في إيجاد الحل الأمثل.
تمتلك قدرة هائلة على معالجة أكداس المعلومات الموجودة في قواعد البيانات العملاقة وخلال فترة زمنية قصيرة جداً.	تمتلك قدرة ملحوظة على تفسير ومعالجة قواعد المعرفة العملاقة واستثمارها في عمليات التعميم والتخصيص، وإيجاد حلول جديدة.

لا تقتصر خصائص برمجيات المعرفة على ما ذكر في طيات المقارنة أعلاه، بل إنها تمتلك جملة من الخصائص التي تميزها عن غيرها والتي تشمل:

١- امتلاك الخبرة التي تنعكس على أدائها الجيد، وتوافر مستوى عال من المهارات في أدائها، وقدرتها على إيجاد الحل الأمثل للمشكلة القائمة على ضوء طبيعتها، وطبيعة الظروف التي تحيط بها، مع اقتراح أقصر الطرق، وأكثرها كفاءة بما يضمن تقليل حجم الوقت المطلوب للإنجاز، وكلف تحقيق ذلك.

٢- القدرة على تمثيل المعرفة بواسطة أسلوب الوصف الرمزي Symbolic Representation مع إمكانية إعادة صياغة مفردات المشكلة التي تم معالجتها بوصف أكثر عمومية يصلح لأن يكون أساساً لقاعدة معرفية جديدة يمكن استخدامها لمعالجة مشكلات مشابهة.

٣- تتصف بالعمق في معالجة القضايا المطروحة التي تتصف بتعقيد كبير في مفرداتها، وشبكة العلاقات القائمة بينها وبين ما يحيط بها من متغيرات. ويتم ذلك عن طريق سلسلة من القواعد المعرفية التي تستمد دقتها وكفاءتها من عناصر الخبرة التي يوظفها البرنامج المعرفي.

٤- توافر قاعدة معرفية - ذاتية رصينة للبرنامج المعرفي تمكنه من اختبار قواعده المنطقية التي يستخدمها في عملية استنباط النتائج من القواعد المعرفية المتاحة مع القدرة على وصف المبررات المقبولة للقرارات والاستنتاجات.

يبدو واضحاً مما ذكر أعلاه أن البرنامج الذي ينمو في بيئة هندسة المعرفة يتصف بخصائص تجعله أكثر قرباً من الإنسان وقدرته العقلية على استبطان المشكلة القائمة، واستنتاج الحلول على ضوء ظروفها، مع قدرته على الدفاع عن صحة استنتاجاته وتبريرها بشكل مقبول.

٥-٦-٢ هندسة المعرفة وعلم النفس:

إن الغاية التي تصبو إليها هندسة المعرفة قد أقامت جسراً متيناً بينها وبين البحوث المعاصرة في ميدان علم النفس Psychology؛ ذلك أن هذا النوع من الهندسة يهدف إلى صياغة أنموذج رياضي وآلي يحاكي Simulate النشاط العقلي للإنسان لضمان كفاءة برمجياته في صنع القرار. في المقابل إن البحوث الخاصة بعلم النفس المعاصر تحاول تعميق فهمنا لآلية التفكير لدى الإنسان والعمليات العقلية التي تصاحبها.

إذن بات هذان الفرعان من فروع المعرفة العلمية يتبادلان الاكتشافات الجديدة، كل في ميدانه؛ لأن وصول البحوث النفسية إلى أعماق جديدة غير مكتشفة في تلافيف دماغ الإنسان يعني فتح نوافذ جديدة لهندسة المعرفة على فهم أدق لآلية عمل برمجياته، كما أن نجاح الأنموذج الرياضي والمنطقي الذي يقوم بإنشائه العاملون في مجال هندسة المعرفة يفتح آفاقاً جديدة للعالم السيكولوجي في زيادة فهمه لآليات عمل العقل البشري فيؤكد فرضية أو يوهن نظرية!.

من أجل هذا لكي يترجم فهمنا لعمليات الإدراك Cognitive Processes التي يمارسها العقل الرياضي إلى صياغات هندسية يمكن اعتمادها في إنشاء المفاهيم الأساسية بميدان هندسة المعرفة، ينبغي إنشاء أنموذج الإدراك Cognitive Model على ضوء آخر النظريات السائدة في ميدان علم النفس.

يفسر الأنموذج العمليات العقلية التي تخص ميدان المعلوماتية وهندسة المعرفة كما يلي:

تصل المعلومات من البيئة إلى الكائن البشري عبر المستقبلات الحسية Sense Receptors (التي تتحسس المؤثرات من خلال التغاير الحاصل في: ضغط الهواء، درجات الحرارة، توزيع الجزيئات، والإشعاع الكهرومغناطيسي).

فى مرحلة أولى يتم خزن المعلومات في وحدة خزن الأحاسيس قصيرة المدى. وتمتاز هذه الوحدة بقابليتها على الاحتفاظ بجميع المعلومات التي تطرق أبواب المستقبلات الحسية، لفترة قصيرة ومحدودة لا تزيد على ثوان معدودة.

إن الحاجات الآنية للكائن البشري لا تستدعي انتباهه إلى جميع المعلومات المختزنة مؤقتاً في وحدة خزن الأحاسيس قصيرة المدى؛ لأن جزءاً كبيراً منها لا يستأثر باهتمامه الفعلي، المقابل فإن الحوافز التي تستأثر باهتماماته تنتقل مباشرة إلى وحدة الذاكرة قصيرة المدى، حيث تلبث هذه الأحاسيس فترة زمنية قد تطول لتصل إلى

ربع دقيقة ما لم يتم لفظها بتأثير أحاسيس جديدة، فينجم عن ذلك حصول إدراك للحافز بحيث يبقى نشطاً في الوعي.

تمتاز وحدة الذاكرة قصيرة المدى بمحدودية طاقتها الاستيعابية للمعلومات الواردة من البيئة الخارجية عند مقارنتها بالطاقات الكبيرة التي تمتاز بها وحدة خزن الأحاسيس قصيرة المدى، إلا أن استخدام آليات كتل المعلومات Chunking Techniques يؤدي إلى تجميع المعلومات واستثمارها خلال وحدة الزمن بما يضمن وعياً أشد عمقاً.

ينتقل جزء كبير من المعلومات المدركة، من وحدة الذاكرة قصيرة المدى إلى وحدة الذاكرة طويلة المدى حيث يتم اختزانها لفترة غير محدودة مع توافر الإمكانية الآنية لاسترجاعها وفق آليتي البحث والاستذكار، وما تمليه متطلبات أنموذج الإدراك. ويستثنى من هذا الأمر بعض المعلومات التي تفقد القابلية على الاسترجاع نتيجة لحدوث انسداد في قنوات ارتباطها أو توهين ذاتي في محتواها، فتغيب بذلك عن ساحة البحث والاسترجاع، وتطوى في عالم النسيان، ما لم تتوافر الظروف التي تؤدي إلى إزالة مصادر هذا الخلل.

لا تقتصر قدرة الذاكرة طويلة المدى على اختزان البيانات، وإنما تحوي أيضاً القواعد الخاصة بمعالجة المعلومات والبيانات. ويمكن أن يعزى الحجم الكبير من المعلومات المختزنة فيها إلى أسلوب إدارتها وتشفيرها بشكل يثير العجب. فوعاء هذه الذاكرة يعتمد مبدأ تشفير Coding المعلومات بأسلوب يوظف دلالات الألفاظ Semantic، أو المعاني المتكيفة Meaning Oriented، وبمعنى آخر إن ما يختزن في هذا الجزء من الذاكرة هو المعاني، وبنية الكلمات التي تكمن وراء مظاهرها.

إن أنموذج الإدراك قد أضحى بمعيار هندسة المعرفة مورداً مهماً لنظرية معالجة المعلومات Information Processing Theory التي تعنى بدراسة الآلية المثلى التي توظفها هندسة المعرفة في برمجياتها لتحسين كفاءها وأدائها، كما أنها تتيح لمهندس المعرفة نظرة أكثر شمولية عن أساليب جمع مفردات المعرفة من مواردها.

٥-٦-٣ تطبيقات هندسة المعرفة:

تتألف عملية إنشاء النظام الخبير من مجموعة أنشطة منطقية، ورياضية تسعى إلى التكامل في ظل نسق معرفي يوظف الخبرة الميدانية لتجاوز عقبة محددة على أرض الواقع. وتفتقر هذه الأنشطة إلى جملة من الموارد التي تعد القاعدة الصلبة التي يرتكز عليها النظام الخبير.

ويطلق على المجال المعرفي البشري الذي يسعى النظام الخبير إلى اقتناصه، وضمه إلى قواعده المعرفية اصطلاح حقل المهمة Task Domain. وتشير المهمة إلى نشاط موجّه إلى هدف أو أهداف معيّنة لغرض إيجاد حل مقبول لمسألة من المسائل. أما الحقل فيشير نحو ميدان يتم على أرضيته تنفيذ المهمة المذكورة.

إن المورد الأساسي للمعرفة لدى الكائن البشري ينحصر بالمعارف والخبرات التي يتمتع بها شريحة محددة من المتخصصين في ميادين العلوم المختلفة، الذين يطلق عليهم لقب "الخبير" Expert. يتصف الخبير بجملة من المميزات، أهمها أنه:

أ – بارع ومتضلع في حقل اختصاصه.

ب– كفء وسلس في إنجاز المهام الملقاة على عاتقه.

ج– يمتلك معرفة رصينة في حقول المعرفة المختلفة تشد أزر معرفته التخصصية.

د– لديه أسلوب متميز في التنقيب عن المفردة المعرفية المطلوبة عن طريق استثمار معارفه وخبراته في حل المشكلات التي تعترضه.

هـ– يمتلك ذهناً ثاقباً يتعرف من خلاله على ماهية المشكلة التي تعترضه.

و – كفء في شق طريقه وسط زحام المعلومات المتناثرة، والمتنافرة، فيوفق بين شتاتها لينشئ مفاهيم جديدة تسهم في تذليل العقبات التي يخطط لتجاوزها.

إن أركان العلم الحديث ترتكز على الخبراء الذين يمثلون المورد الأساس الذي تنهل منه التقنية نسغ الحياة الذي يديم حركتها وصيرورتها، بيد أن شحة عدد الخبراء، وصعوبة استمداد المعرفة من غير مواردها، قد أفرز الحاجة إلى التفكير بإمكانية إنشاء نظم برمجية تتصف بالخبرة لكي تسد المساحة الشاغرة التي تنجم عن فقدان الخبير، أو الكلف الباهضة المطلوبة من قبلهم مقابل إنجازه للمهام المعقدة التي يتفرد بالقدرة على إمكانية حلها دون غيره ممن يعملون في حقل الاختصاص نفسه.

يعد النظام الخبير Expert System الأنموذج التطبيقي الأمثل لهندسة المعرفة لما يتصف به من الخصائص التقنية المستمدة من الخبرة المتراكمة لدى زمرة من الخبراء من ذوي المعرفة الرصينة، مع القدرة على تجاوز العقبات الناجمة عن قلة الخبراء، وارتفاع كلف توظيفهم، وغيرها من المميزات الأخرى، انظر الجدول (٥-٣).

جدول (٥-٣) المقارنة بين الخبير البشري والنظام الخبير

الخبرة البشرية	النظام الخبير
معرضة للموت والهلاك بفناء صاحبها.	دائم وباق لفترة غير محدودة.
يصعب نقلها من شخص إلى آخر بالطرق التقليدية.	قابلة للنقل من نظام إلى آخر.
يصعب حفظها وتوثيقها في الوثائق.	من السهولة حفظها وتوثيقها في وسائط خزن البيانات والمعلومات.
لا يمكن صياغة حدود ثابتة لماهيتها والآليات التي تعمل من خلالها.	ذات حدود وقواعد ثابتة، وتعمل وفق آليات محددة.
باهضة الثمن وتستغرق زمناً طويلاً لكي تكتمل معالمها.	ذات كلف معقولة لوجود إمكانية عمل أكثر من نسخة للنظام الخبير بحيث تقل كلفتها مع انخفاض كلف تشغيلها وإدارتها.

يعد النظام الخبير الحل الأمثل لحضارة عصر المعلوماتية الذي تلوح تباشيره في الأفق القريب لكي توظف الحواسيب العملاقة في سلوك ذكي يحاكي جزءاً من القدرة العقلية للكائن البشري، تدعمها القابليات غير المحدودة للحاسوب على خزن البيانات واسترجاعها، ومعالجتها وفق قواعد منطقية أحكمت صياغتها على ضوء آليات فكر الخبراء من الجنس البشري بحيث تنضج ثمار جديدة من ثمار هندسة المعرفة تتيح للإنسان المعاصر، وإنسان القرن الحادي والعشرين، إلى التفكير بآليات جديدة، وبكفاءة عالية جداً.

ويلاحظ في غضون العقد الأخير من هذا القرن ظهور حجم كبير من النظم الخبيرة ـ التطبيقية التي توظف مفردات المعرفة والخبرة البشرية في ميادين العلوم المختلفة في إنشاء قواعد معرفية تستثمر في حل المشكلات التقنية التي تعترض تقدم عجلة التقنية المعاصرة، وتوفر بيئة معرفية خصبة يمكن استخدامها لدراسة وتقويم الأفكار الجديدة.

٥-٦-٤ اللغات البرمجية لهندسة المعرفة:

تستند هندسة المعرفة في صياغاتها المنطقية والرياضية إلى مجموعة من اللغات البرمجية تمتاز بامتلاكها جملة من المميزات التقنية التي تمهد لمهندس المعرفة استخدامها في إنشاء صرح البرمجيات الخبيرة في القطاعات التطبيقية المختلفة.

يمكن تقسيم هذه اللغات إلى قطاعين أساسيين هما:

١- اللغات الهيكلية لهندسة المعرفة Skeletal Knowledge Engineering Language:
وهي عبارة عن نظام خبير استبعدت من هيكليته البرمجية القاعدة المعرفية التي يحتويها، مع إبقاء ماكنة الاستدلال والخدمات التقنية التي تدعم هيكليتها المنطقية.

وخير مثال على هذه اللغات، النظام الخبير MYCIN الذي صمم لخدمة ميدان العلوم الطبية، أمكن تحويله إلى اللغة الهيكلية EMYCIN بعد استبعاد القواعد المعرفية الطبية، بحيث يمكن استثماره في التطبيقات المختلفة لهندسة المعرفة.

٢- اللغات ذات الاستخدام العام لهندسة المعرفة General - Purpose Knowledge Engineering Language: تمتاز هذه اللغات بقدرتها على معالجة أكثر من ميدان من ميادين تطبيقات هندسة المعرفة على ضوء قدراتها على البحث عن مفردات المعرفة، وإنشاء المفاهيم، إلا أنها تمتاز بتعقيدها الملحوظ بحيث يؤدي ذلك إلى وجود عقبات تقنية أمام توظيفها في بعض الميادين.

يظهر في الجدول (٥-٤) قائمة بأهم اللغات البرمجية السائدة في مجال هندسة المعرفة مع أهم الخصائص التقنية لها.

جدول (٥-٤) اللغات البرمجية لهندسة المعرفة.

اللغة	النوع	الخصائص التقنية	اللغة البرمجية
EMYCIN	نظام هيكلي	أ - يعتمد أسلوب القواعد. ب- ماكنة الاستدلال من نوع السلاسل الارتجاعية. ج- معالجة القضايا على أساس الوصول إلى اليقين. د- تعطي تفسيراً لفعالياتها الإجرائية.	INTERLISP
EXPERT	نظام هيكلي	أ - يعتمد أسلوب القواعد. ب- ماكنة الاستدلال من نوع السلاسل الأمامية.	FORTRAN

اللغة	النوع	الخصائص التقنية	اللغة البرمجية
		ج- معالجة القضايا على أساس الوصول إلى اليقين. د- تعطي تفسيراً لفعالياتها الإجرائية. هـ- تقوم بتفحص دقة نتائجها.	
OPS5	نظام ذو استخدام عام	أ - يعتمد أسلوب القواعد. ب - ماكنة الاستدلال من نوع السلاسل الأمامية. ج - وجود سيطرة مرنة على النتائج. د - يتم توصيف المعارف بأسلوب مرن وفعال.	FRANZLISP
ROSIE	نظام ذو استخدام متعدد	أ - يعتمد أسلوب القواعد. ب- ماكنة الاستدلال من نوع السلاسل الأمامية. ج- يحتوي على طرق إجرائية موجهة. د - يمتاز بدلالة ألفاظ تشابه اللغة الإنجليزية.	INTERLISP

٥-٣ آلة الاستدلال المعرفي Inference Engine:

يعرف الاستدلال بأنه عبارة عن عملية إصدار الحكم التي تستند إلى المعلومات أو الحقائق المتوافرة باعتماد أحد الطرق المنطقية والعقلية المتاحة.

تتألف آلة الاستدلال المعرفي من هيكل برمجي يستثمر العمليات الرياضية والمنطقية المتوافرة في برمجيات هندسة المعرفة لإصدار الأحكام، واتخاذ القرارات، وحل المشكلات والعقبات المعترضة.

هناك نوعان من آلة الاستدلال:

(الأولى): حتمية تقريرية Deterministic أساسها اليقين وتستخدم العمليات الرياضية والمنطقية.

(الثانية): احتمالية Probabilistic تحتمل اللايقين، وتستخدم الطرق الإحصائية.

توظف آلة الاستدلال المعرفي ثلاث آليات لإصدار الحكم هي:

١- السلاسل الأمامية Forward Chaining: تستخدم فيها المعلومات والبيانات التي يوفرها المستخدم عن الموضوع للتنقل بين سلسلة من العمليات المنطقية (AND & OR) للوصول إلى نقطة النهاية التي تمثل كائناً معرفياً (أي حكم بشأن قضية، أو إثبات حقيقة أو هوية).

٢- السلاسل الارتجاعية Backward Chaining: تعتبر هذه العملية معكوس العملية السابقة، حيث تستند في آلية عملها إلى افتراض فرضية (على ضوء البيانات والمعلومات المتوافرة) ثم طلب المعلومات من المستخدم لتأكيد صحة الفرضية أو إثبات تهافتها.

٣- القواعد القيمة Rule-Value Method: وهي أفضل التقنيات المستخدمة في آلة الاستدلال المعرفي، وتعتمد على مبدأ التنقل بين المعلومات والبيانات عبر سلسلة من القواعد التي تحاول استبعاد الأحكام التي تفتقر إلى اليقين واعتماد أكثر الارتباطات اليقينية القائمة بين المتغيرات.

كلما ازداد التعقيد المقيم في المسائل الاقتصادية التي نتناولها بالدراسة والتحليل بواسطة النظم الخبيرة، برزت الحاجة إلى إستراتيجيات وبنى معرفية أكثر إحكاماً لوصف مفردات المسألة، ومعالجة القواعد المنطقية الحاكمة لمفرداتها المختلفة ضمن بيئة آلة الاستدلال المعرفي.

ويمكن بيان أهم الإجراءات التي يجب علينا اتخاذها لاحتواء مثل هذه الأمور، لكي يكون نظامنا الخبير أكثر قرباً من وصف المسألة، واقتراح إجابات دقيقة لعقباتها المعرفية:

١- عندما يكون فضاء البحث محدوداً، وتكون البيانات والمعرفة المتوافرة بين أيدينا موثوقة، ويمكن التعويل عليها، نستطيع استخدام آليات البحث الشامل Exhaustive Search، أو الاستنتاج بواسطة منظور أحادي Monotonic Reasoning.

٢- عندما تكون البيانات والمعرفة المتوافرة بين أيدينا، غير موثوقة، ولا يمكن التعويل عليها، تظهر الحاجة إلى دمج بيانات أكثر من واقعة واحدة، ومن أكثر من مورد معرفي. وتستخدم نماذج ذات طبيعة احتمالية أو مضبّبة.

٣- إذا كان نمط البيانات متغيراً على الدوام (مثل مؤشرات أسواق رأس المال)، فمن الأفضل التوجه صوب توظيف آلية التوقع بإطلاق الحالة State-Triggered-Expectation.

٤- عندما يكون فضاء البحث واسعاً، تكون آليات التوليد، أو الاختبار، أو التجريد الهرمي لبيانات المسألة الطريق الأمثل لبلوغ الهدف.

٥-عندما تبرز أمامنا مسألة وجود تفاعلات مشتركة بين بعض مكونات النظام، يمكن تطبيق إستراتيجية التعهد الأدنى Least Commitment، أو آلية الانتشار المحدود Constraint Propagation.

٦- عندما نجد أنفسنا قبالة الحاجة إلى تخمين النتائج المطلوبة، فيفضل استخدام آليات الاستنتاج المقبول Plausible Reasoning، أو المسار الراجع Back Tracking.

عندما تكون المعالجة أحادية الجانب للمسألة المطروحة غير كافية لاحتواء جميع مفرداتها التفصيلية بعمليتي السبر والتقسيم، يصبح من الضروري اعتماد معالجات

معرفية بمستويات متعددة من آليات الاستنتاج التي تستنبط مادتها من القواعد المعرفية المتاحة.

٥-٤ أساليب توصيف المعرفة Knowledge Representation:

إن أهم ما تتميز به برمجيات هندسة المعرفة هي توظيفها لمفردات الخبرة كأساس تستمد منه قابليتها على حل المشكلات واقتراح الخيارات المختلفة بصدد مسألة محددة. لذا فإن التعامل مع الصياغات الرياضية فقط لا يتطابق مع متطلبات هذا النوع من البرمجيات الذي ينحو إلى توليد سلوك ذكي يتسم بالخبرة والحنكة في معالجة المواقف.

لذا فإن عملية توصيف المعرفة تشمل: اختزان مفردات المعرفة، وآليات المعالجة، وشبكة العلاقات والقواعد التي تربط بين المتغيرات في أنموذج تتكامل فيه الأواصر القائمة بين هذه المفردات بالشكل الذي يضمن بيئة برمجية متكاملة تمتلك القدرة على صنع قرار يستثمر محتويات قاعدة المعرفة في تحقيق الغايات المحددة له. يضاف إلى ذلك ضرورة توفير قاعدة رصينة تشمل جملة من المعارف المعاصرة: كالمنطق المشوش Fuzzy Logic، والمنطق الجزئي، والمعارف التي يصعب توصيفها Hard To Represent، والحس العام Common Sense التي يفترض توافرها لكي تكتمل جوانب محاكاة برنامج هندسة المعرفة للقدرات المتوافرة لدى العقل البشري.

عمد العالم (Reichgelt,1991:47) إلى اقتراح أربعة مستويات لوصف المعرفة ضمن النظم الخبيرة.

المستوى الأول: مستوى التنفيذ Implementation Level: وهو يعنى بدراسة إمكانية إنشاء برنامج حاسوبي يترجم اللغة المستخدمة لوصف المعرفة إلى إيعازات برمجية قابلة للتنفيذ ضمن حدود البيئة البرمجية.

المستوى الثاني: مستوى المنطق Logic Level: وهو يهتم بدراسة خصائص الأوصاف المنطقية للغة المستخدمة في وصف المعرفة، مثل معاني الصيغ المنطقية، والدلالات المصاحبة لطرق الاستدلال المنطقي المختلفة.

المستوى الثالث: مستوى معرفي Epistemological Level: وهو يعنى بدراسة البنى والهياكل المعرفية، وإستراتيجية الاستدلال المستبطنة في اللغة المستخدمة في وصف المعرفة.

المستوى الرابع: مستوى مفاهيمي Conceptual Level: وهو يهتم بدراسة تفاصيل المبادئ المفاهيمية (كالحقائق، والكائنات المعرفية، والقواعد،...)، التي تتألف منها اللغة المستخدمة في وصف المعرفة.

إن أهم التقنيات المستخدمة في توصيف المعرفة هي:

أ- أسلوب مرتكز على القواعد Rule - Based Method:

يعد هذا الأسلوب الأكثر شيوعاً في ميدان توصيف المعرفة حيث يستند إلى القواعد بوصفها أساساً منهجياً لإنشاء الأحكام، والتوصيات، والإستراتيجيات. تتكئ القواعد على عنصر الخبرة الذي يتخذ قراراً محدداً إزاء المتغيرات المنطقية أو الرياضية التي تحيط بالمسألة قيد الدراسة على ضوء الخبرة المتراكمة لديه.

تتألف بنية القاعدة من عبارتين: (الأولى): شرطية تبدأ بكلمة إذا (IF)، و(الثانية) وتمثل جواب الشرط (THEN) الذي يوظف الخبرة الموجودة في قاعدة المعرفة في إصدار الحكم بشأن الواقعة. مثال على ذلك:

١- إذا ارتفعت قيمة الأسهم ....

إذن ابتدئ بعملية الشراء...

٢- إذا كان مقدار التذبذب في سعر البضاعة أكثر من (١٠%)..

إذن فإن السوق يمر بحالة غير مستقرة ..

تمثل القاعدتان أعلاه جزءاً مقتطعاً من إحدى برمجيات هندسة المعرفة التي تعنى بتحديد أسلوب التعامل في ميدان التجارة والأعمال.

إن تحقق الجزء الأول (الشرطي) من القاعدة ينجم عنه إصدار الحكم بشأن القضية، وإرساء (جواب الشرط) بوصفه حكماً معرفياً بصدد هذه القضية.

تفيد هذه التقنية في ميادين حل المعادلات التفاضلية Differential Equations، والقضايا التي تستند إلى الخوارزميات، والتي تفتقر إلى حسابات رياضية أو منطقية معقدة قبل إصدار الحكم.

ب- شبكة الدلالات Semantic Networks:

يستخدم اصطلاح شبكة الدلالات لوصف أسلوب الهيكل في توصيف مفردات المعرفة المختلفة. وتتكون شبكة الدلالات من مجموعة من العقد، وارتباطات كائنة بين هذه العقد.

تتألف العقد من حقائق Facts، أو كائنات Objects، أو مفاهيم Concepts، أو أحداث Events. وتسهم الارتباطات المقيمة فيما بينها بتحديد طبيعة العلاقات القائمة بين العقد.

تتخذ المسارات الموجودة بين العقد عدة عبارات منطقية، أهمها:

١ - علاقة إثبات الهوية isa.

٢ - علاقة الجزئية has-part.

ج - أسلوب الأطر في توصيف المعرفة Frame-based Method:

يمكن تعريف الإطار Frame بأنه عبارة عن مجموعة من الخصائص التي تميز الكائن وتسهم في توصيف المعلومات والمعارف. ويتم تمثيل كل خاصية من

الخصائص بحيز Slot يتم إشغاله بقيمة محددة، أو قيمة افتراضية، أو إطار آخـــر، أو إجراء محدد.

ويطلق على عملية إدراج نسق إجراءات محددة في هذا الحيز اصطلاح الإلصاق الإجرائي Procedural Attachment.

وترتبط كل عقدة بفعالية إجرائية تصبح قابلة للتنفيذ إذا تحققت الشروط أو المفاهيم بحدودها العامة، ثم تزداد تخصيصاً مع تقدمنا باتجاه العقدة الأخيـــرة الموجـــودة فـــي الأطر.

٥-٨ أدوات إنشاء النظم الخبيرة:

تتألف أدوات إنشاء النظم الخبيـــرة Expert Systems Building Tools مـــن بيئـــة تطوير برمجية تحتوي على العناصر الرئيسة التي يتكوّن منها هذا النوع من الـــنظم. ويقترن مع هذه الأدوات نسق منهجي يسترشد به في بناء التطبيقات عبر إعادة هيكلـــة عناصره، وإقامة العلاقات الرياضية والمنطقية المقيمة بين مكوناتها المختلفة.

بصورة تتألف هيكلة هذه الأدوات من العناصر والوحدات التالية:

١- قاعدة المعرفة: وهي عبارة عن مستودع للمعرفة الحقيقية Factual، والموجهة للكشف Heuristic. وتوفر أدوات النظم الخبيرة أكثر مـــن نـــسق مفـــاهيمي لوصف المعرفة ذات الصلة بميدان المسألة التي نتناولها بالدراسة.

٢- آلة الاستدلال: وهي عبارة عن آلية استدلال محاكمة منطقيـــة تـــسعى إلـــى معالجة المعلومات والمعرفة الرمزية المتوافرة في قواعـــد المعرفـــة لتكـــوين أرضية خصبة للاستنتاج من المقدمات على طريق حل المـــسألة المطروحـــة. تتباين أشكال آلات الاستدلال من فئة المقايـــسة المنطقيـــة المباشـــرة Modus

Ponens التي تعتمد السلاسل الارتجاعية لقواعد IF-THEN، وترتقي إلى الاستدلال المرتكز على الحالات لمعالجة المسائل البالغة التعقيد.

٣- النظم الثانوية لاكتساب المعرفة Knowledge Acquisition Subsystem: وهي عبارة عن نظم ثانوية تدعم الخبراء في عملية جمع المفردات المعرفية وتنسيقها، لغرض بناء قواعد المعرفة المختلفة التي تتطلبها المسائل المطروحة.

٤- نظم التفسير الثانوية Explanation Subsystem: وهي عبارة عن نظم ثانوية تسهم في تفسير وبيان الأنشطة والفعاليات التي يمارسها النظام. وتتراوح عملية التفسير بين توفير تبرير كيفية الوصول إلى الحلول الوسيطة أو النهائية للمسألة، إلى مرحلة تبرير الحاجة إلى بيانات إضافية لضمان الحل الأمثل للمسألة.

٥- السطح البيئي للمستخدم User Interface: وهو عبارة عن الوسط الذي يسهم في تذليل عملية الاتصال بالمستخدم. ويكون هذا السطح (في كثير من الأحيان) بمعزل عن تقنية النظام الخبير، ويعتمد إلى حد كبير على طبيعة نظم التشغيل التي يقيم فيها النظام ذاته.

وتختلف أشكال أدوات إنشاء النظم الخبيرة المطروحة في سوق التقنيات المعلوماتية، وترتكز عملية تصنيفها إلى محورين:

المحور الأول: على أساس طبيعة منصّات عتاد الحاسب Hardware Platform الذي تعمل عليه. فهناك فئات تعمل على الحاسب الآلي التقليدي، وأخرى على نظام ماكنتوش Macintosh-Based، أو تلك المرتكزة على محطات العمل Workstation-Based.

المحور الثاني: على أساس طبيعة المهام ونهج حل المسائل فهناك معدات مخصصة للتخطيط، وأخرى للتشخيص، وهناك نظم ترتكز آلة الاستدلال فيها على

أنموذج، أو إلى حالات محددة. وتمتاز هذه الأدوات باعتمادها على براءات اختراع لمعالجة حالات مخصوصة، بناء على خبرة متراكمة للتعامل مع مسائل تطبيقية.

٥-٩ ثنائية هندسة المعرفة ومهندسها Knowledge Engineering:

تشمل هندسة المعرفة الأنشطة التي يمارسها مهندس المعرفة بغرض استخلاص مواردها من الخبراء بحقول المعرفة العلمية المختلفة، ووصفها بأنساق مفاهيمية قابلة للاستخدام في النظم الخبيرة، وبحيث يمكن للمستخدم (الذي يوظف النظام الخبير في تلبية حاجاته) تسخير القدرات المتاحة للنظام في حل المسائل المطروحة أمامه، وتجاوز العقبات التي تشخص قبالته على أرض الواقع.

ويتمتع مهندس المعرفة بقدرات ومهارات متميزة بميدان الذكاء الاصطناعي، كما ينبغي أن يكون قادراً على اختيار الأدوات الخبيرة المناسبة لكل مسألة من المسائل، ويحسن مهمة تقطير مفردات المعرفة، وبناء أنساقها من خلال الحوار الموجّه مع بيوت الخبرة وأساطينها، ثم تحويل هذه المعرفة إلى قواعد معرفة قادرة على تلبية حاجات النظام الخبير الملحقة بآلة استدلاله الذكية.

ولكي يتقن مهندس المعرفة وظيفته ينبغي أن تتوافر له أرضية علمية بحقل المسألة التي يعالجها، والتي يمكن بناؤها عبر قراءات متأنية في الكتب التي تعالج الموضوع، أو الاحتكاك بالخبراء أو المتخصصين بحقل المسألة. بعد ذلك يكون المهندس قادراً على إنشاء سلسلة حوارات مع الخبير، يطرح عليه من خلالها جملة من الحالات المقاربة للمسألة التي ينوي العمل عليها.

بصورة عامة تتضمن الخبرة البشرية جملة من المفردات المعرفية التي تتمحور في إطار حقول تشمل:

- تمييز وتشخيص المسائل.

- حل المسائل والقدرة على تجاوز العقبات المعترضة.
- تفسير النتائج وتبريرها.
- إدارة عمليات وخطوات التعلّم.
- القدرة على تجاوز القواعد التقليدية.
- إعادة تشكيل مفردات المعرفة في أنساق مبتكرة.
- تحديد الصلة القائمة بين المفردات المعرفية، وتثوير تربتها الخصبة بالمعاني والدلالات.
- تمييز المحددات التي قد تشخص أمام تناول مفردات المعرفة وتوظيفها على أرض الواقع.
- القدرة على الابتكار وتوليد أنساق معرفية جديدة في ضوء المحددات أو الملابسات التي يفرزها الواقع إزاء كل حالة من الحالات الميدانية.

ولترجمة هذه المفردات إلى أطر منهجية يمكن اعتمادها في إنشاء نظام خبير، يسعى مهندس المعرفة إلى استخلاص مفرداتها من مادة الخبرة المستبطنة في ذات الخبير، وتحويلها إلى سلسلة من القواعد والمقايسات المنطقية.

٥-١٠ ميادين استخدامات النظم الخبيرة:

تستخدم أطياف متعددة من النظم الخبيرة في ميادين، وحقول تطبيقية متنوعة بعد أن أثبتت نجاحها بوصفها أفضل الأدوات التطبيقية لتقنيات الذكاء الاصطناعي المحوسبة.

ويعزى كثرة استخدام النظم الخبيرة إلى قدرتها المتميزة على:

- الحفاظ على المعرفة التي تمتلكها منظمة التجارة والأعمال مع توفيرها بيئة مناسبة لنمو مفردات الخبرة التي يتمتع بها أفرادها.
- تعويض الحاجة إلى بيوت أو رجال الخبرة بما توفره من إمكانيات تضاهيها إلى حد كبير.
- قدرتها الفاعلة على التعامل مع ظروف البيئة بعيداً عن التأثيرات المصاحبة لضيق الوقت، أو تزايد الضغوط الخارجية.
- توفيرها فرصة ثمينة لتدريب العاملين الجدد وفق نسق الخبرات التي تتبناها المنظمة في التعامل مع البيئة.
- الارتقاء بإنتاجية العاملين بتعميق مهاراتهم الوظيفية خلال بعد زمني محدود.

ويظهر في الجدول (٥-٥) نسب استخدام هذه النظم في الحقول والميادين التطبيقية المختلفة بالوقت الراهن.

جدول (٥-٥) نسب استخدامات النظم الخبيرة في الميادين المختلفة

الميدان	نسبة الاستخدام
إدارة عمليات الإنتاج/ التشغيل.	%٤٨
التمويل.	%١٧
نظم المعلومات.	%١٢
التسويق/المعاملات التجارية.	%١٠
نظم المحاسبة والرقابة والتدقيق المالي.	%٥
التجارة العالمية.	%٣
الموارد البشرية.	%٢
أخرى.	%٢

ويلاحظ مما ذكر في هذا الجدول أن نسبة كبيرة من استخداماته الميدانية تقع في دائرة استخدامات قطاع التجارة والأعمال، قرابة (٤٩%). ويعزى هذا الأمر إلى وجود أرضية مفاهيمية خصبة في هذا الميدان يمكن ترجمتها إلى قواعد منطقية حاكمة، كما أنها توفر أداة فاعلة تدعم قرار رجال الأعمال قبيل توجههم صوب اتخاذ قرارات حاسمة. وبصورة عامة، تستخدم النظم الخبيرة ضمن محورين جوهريين:

المحور الأول: دعم القرار Decision Support: عبر توفير معلومات كافية، أو خيارات واسعة لصنّاع القرار بحيث تذلل العقبات أمام اتخاذ أفضل القرارات لكل حالة من الحالات المطروحة.

المحور الثاني صناعة القرار Decision Making: عبر توفير بيئة مناسبة لصناعة قرارات جيدة للأشخاص، الذين لا يمتلكون خبرات كافية، لصناعة قرارات في ميادين تتجاوز خبراتهم، أو مهاراتهم، أو مستواهم الوظيفي.

جدول (٥-٦) بعض تطبيقات النظم الخبيرة بميادين التجارة والأعمال

الميدان	التطبيقات المتوافرة
مبيعات التجزئة وتوزيعها	- تخطيط أنماط توزيع السلع. - انتخاب سبل الشحن المباشر للسلع. - نصائح حول شراء السلع. - تخطيط مخازن السلع.

الميدان	التطبيقات المتوافرة
التطبيقات المالية	- دعم أنشطة المراقبة المالية. - نصائح للقروض التجارية. - تفويض التسليف. - الدعم الفوري لأنشطة التجارة. - دعم التخطيط التجاري. - التخطيط المالي الشخصي. - نصائح حول القروض، والضرائب.
التأمين	- تقييم المخاطر. - تقييم الادعاء. - تحليل موارد الاحتيال. - توفير النصح حول تداول السندات.
أنشطة الحكومة	- تقييم الأداء المالي. - تحليل العوائد الضريبية. - استرداد المعلومات من الأرشيف الحكومي. - التنبؤ بشتى مستوياته.
الوحدات الإنتاجية المختلفة	- تخطيط وتحديد مراحل الإنتاج المختلفة. - تخطيط إجراءات الاختبار والتقييم. - تشخيص موارد الخلل في المنتجات. - محاكاة أنشطة الإنتاج الصناعي.

٥-١٠-١ تطبيقات النظم الخبيرة في ميادين التجارة والأعمال:

يمكن توظيف النظم الخبيرة لتنفيذ جملة من المهام ذات الصلة بتوظيف المعرفة وتسخيرها لتجاوز العقبات. وقد اقترحت مجموعة كبيرة من النظم الخبيرة التي أسس

بعضها بنيانه على أرض الواقع فأضحت شائعة الاستخدام، وأخرى لا زالت حبيسة بين مفردات البحوث والدراسات النظرية تنتظر من يترجمها إلى نشاط معرفي تطبيقي على أرض الواقع.

١- نظام ضمان القــروض الوطنيـــة Countrywide Loan Underwriting System :CLUES

يقوم هذا النظام الخبير بضمان القروض المالية عبر تقييم موقف طالب القـــرض وتحليل تفاصيله تمهيداً لاتخاذ قرار بصدد منحه القرض من عدمه في ضـــوء نتـــائج التحليل (Talebzadeh,etal.,1995:54).

بصورة عامة تبدأ الخطوة الأولى من عمل هذا النظام عندما يشرع الشخص الذي ينوي الحصول على قرض مالي بملء استمارة طلب تحتوي على مجموعة من البيانات التي تعرّف بهويته، وتمهد الطريق أمام تقييم الوضع المالي والاجتماعي الذي يـــضمن إمكانية قيامه بالتزامات تسديد قيمة القرض وفق البرنامج الزمني الذي ســـيتفق عليـــه الطرفان. وتكمن العقبة الجوهرية في هذه العملية في موقف الضامن الذي قد يحـــول دون عملية تصديق طلب القرض. وتلعب الخبرة الميدانية دوراً فاعلاً في اتخاذ قرار حاسم بصدد الموافقة على منح القرض.

ويكمن دور النظام الخبير CLUES في تجاوز عقبة الضامن عبر توســـيع دائـــرة توظيف الخبرة المستعارة من خبراء أكفاء في هذا الميدان عمدوا إلى صياغة خبـــرتهم الطويلة في ضمان القروض على شكل سلسلة متتالية من القواعد المنطقية التي تستخدم عبر الوسط البيئي للنظام الخبير على شكل مجموعة من الأسئلة المطروحة على طالب القرض، ومجموعة من البيانات الشخصية التي يعالجها النظام بآليـــات ذكيـــة تحـــاول إصدار قرار مقبول بصدد منح القرار من عدمه، مع توفير تبريرات لصاحب الطلـــب، وللجهة المانحة تظهر بوضوح أسباب اتخاذ القرار.

٢- نظام ترميز عمليات التجارة والأعمال EULE:

إن التوجه نحو زيادة ميكنة الأنشطة السارية في منظمات التجارة والأعمال قد أفرز مسألة تناقص عدد الكوادر التي تعمل داخل حدود المنظمة، فبرزت عقبة غياب خبرات ملموسة من المنظمة بصحبة العاملين الذين قد تسنح لهم فرصة بمغادرة المنظمة لأي سبب من الأسباب.

ويقوم نظام النظام الخبير الخاص بترميز عمليات التجارة والأعمال بدعم جملة كبيرة من الأنشطة السائدة بالمنظمات التجارية عبر بيئة تفاعلية تضم حلولاً فورية لأكثر من (٦٠) مسألة معقدة تعترض العمل اليومي للعاملين في هذا الميدان (Reimer,etal.,2000:5262).

يرتكز عمل هذا النظام على مبدأ وصف المعرفة المطلوبة لأداء مهمة محددة عبر معالجة ذكية لجل مفردات البيانات الموجودة في مهمة من المهام، وخطوات العمليات السائدة، والمحددات التي تشخص في بعض مواطنها. ويمتلك هذا النظام القدرة على توفير توضيحات تلقي الضوء على سبب حاجة مهمة من المهام إلى هذا النسق من الإجراءات. وتسهم هذه التوضيحات في ترسيخ مفردات الخبرة لدى العاملين على تنفيذ هذه المهام، وتعد تدريباً مضافاً إلى برامجهم التدريبية التقليدية، وفرصة للتعلّم من موارد الخبرة.

جدول (٥-٧) نماذج منتخبة من النظم الخبيرة المستخدمة في تطبيقات التجارة والأعمال

النظام الخبير	الشركة	الخصائص التقنية
Risk Advisor	Coopers & Lybrand	يقوم بتقدير وتقدير المخاطر المحتملة. يتألف من خمس وحدات، تشمل وحدة البيانات المالية للزبون، ووحدة البيانات الخاصة بالشركة، ووحدة استبانة الزبائن، ووحدة التحليل، ووحدة إنشاء التقارير.

النظام الخبير	الشركة	الخصائص التقنية
World Tax Planner	Deloitte & Touche	حساب مقدار الضرائب بميادين متعددة. يحتوي على دوال بحث في قواعد البيانات، وأكثر من (٨٠٠) نمط ضريبي، ومتوسطات الضريبة في أكثر من (١٨٥) بلداً.
Debit Card Fraud	Security Pacific Bank	يحد من إمكانية الاحتيال في بطاقة المدين. يسهم في استعادة المبالغ المسروقة نتيجة التحايل في بطاقات المدين، ويقوم بمراقبة حركة البطاقة من خلال الارتباط المباشر بقواعد بيانات منتشرة في بنوك متعددة.
PRA System	Northwest Air	النظام المحاسبي لريع المسافرين. تحديد عدد البطاقات الصادرة عن خطوط النقل الجوي، وصياغة سياسة تسعير تنافسية لتذاكر السفر، توفير بيئة مناسبة وسهلة لاتخاذ القرارات بصدد الرحلات الجوية.
Audit Planning Advisor	Deloitte & Touche	المرشد لخطط التدقيق المالي. يوفر أكثر من ألف سؤال مبوبة وفق حقول التدقيق المالي، ويحاول التنبيه على موارد المخاطرة المالية، ويقوم بوضع برامج مفصلة لعمليات التدقيق المالي.
EXXON's System	ICOR E.S.	تسجيل قوائم جرْد المخزون وصفقات المعدات. يحتوي على قاعدة بيانات عولمية حول المخزون، والموجودات الثابتة بميادين متعددة، يقوم بتوثيق حوالي (١٥٠٠) صفقة باليوم الواحد، ويقوم بإدارة (٩٠%) من الصفقات دون الحاجة إلى تدخل العنصر البشري، يمتلك قدرات غاشمة في إنجاز المهام.

النظام الخبير	الشركة	الخصائص التقنية
Paperless Management	Park City Group	نظام الإدارة بدون الموارد الورقية. يقوم بإدارة مهام الإدارة دون الحاجة إلى التوثيق الورقي في قطاعات: إدارة الموارد البشرية، وتنظيم القوى العاملة، وإدارة الإنتاج والمخزون، وتنظيم سير العمل، وتنظيم إدارة التدفقات النقدية، وتنظيم الإنفاق، وأخيراً تنظيم التقارير المالية.

٥-١٠-٢ النظم الخبيرة وقواعد ممارسة التجارة والأعمال:

إن قواعد ممارسة التجارة والأعمال هي عبارة عن مجموعة من الأسس والمرتكزات التي يوظفها من يمارس حرفة التجارة والأعمال إدارة دفة أنشطته اليومية، مع توقع تحقيق هامش معقول من الربح. تتضمن هذه القواعد طيفاً واسعاً من مفردات هذا الميدان تتدرج من أصغر التفاصيل باتجاه شبكة معقدة من المفردات التفصيلية.

يكتسب رجال الأعمال، ومع مرور الزمن، خبرة واسعة بتفاصيل السوق المالي الذي يتعامل معه، ويزداد عدد القواعد التي يترجمها من الواقع اليومي لممارساته التجارية المختلفة. ومتى أثبتت منظمته (مهما كان مستوى وحجم نشاطها الاقتصادي) نجاحها على أرض الواقع تصبح القواعد التي تبناها في تسيير دفة نشاطها، أكثر موثوقية، ومضمونة النتائج بعد أن برهنت على نجاحها ميدانياً.

ومن هذا المنظور بالمعالجة تصبح القواعد الذاتية التي يوظفها العاملون بمفاصل محددة من أنشطة التجارة والأعمال مقاربة، إلى حد كبير، السمات التي تتسم بها النظم الخبيرة المحوسبة. وتتجلى المقاربة فيما بينها من خلال محورين جوهريين:

الأول: يمكن أن نضع قوانين وقواعد التجارة والأعمال قبالة المعرفة الكامنة؛ لأن التجارة تتم عبر سلسلة من هذه القوانين والقواعد التي قد لا نجد على أرض الواقع صياغة منهجية لها.

الثاني: يمكن أن نعد هذه القواعد مفهومة ضمنياً بعد أن أصبحت مودعة في عقول من يمارسون مهنة التجارة والأعمال، فيوظفونها في عملهم اليومي مع الحرص على إدامتها.

إن القراءة المتأنية لواقع سوق التجارة، تظهر وجود مجموعة مختلفة من أشكال القواعد التي يكثر استخدامها في بيئة التجارة والأعمال (Eisenhardt,etal.,2001:110):

١- قواعد كيف تم How To Rules.

٢- قواعد التخوم Boundary Rules.

٣- قواعد الأولوية Priority Rules.

٤- قواعد التوقيت Timing Rules.

٥- قواعد الاكتساب Acquisition Rules.

٦- قواعد الخروج Exit Rules.

تسري هذه القواعد في أكثر من قطاع ببيئة التجارة والأعمال، ويمكن أن نورد بعض الأمثلة على هذه القواعد:

- إن قاعدة التخوم على سبيل المثال تحدد لصاحب القرار طبيعة ما يجب اتخاذه إزاء أي فئة من الفرص المتاحة وأيها ينبغي أن لا يلتفت إليها.
- بالنسبة لقواعد الاكتساب فقد اعتمدت شركة Cisco قاعدة اكتساب تنص على أن الاكتساب بالشركة ينبغي أن يتحقق في ظل توافر عدد من العاملين لا يزيد على (٧٥) موظفاً، وشريطة أن تكون نسبة المهندسين بينهم (٧٥%).

ويمكن أن نعيد صياغة المثال الأخير بحيث يكون مناسباً لبيئة نظام خبير ذي صلة بالتجارة والأعمال، وعندئذ ستتخذ عبارته الصيغة المحوسبة التالية:

إذا أردت أن تنال شركة،

وكانت عملية الاكتساب مبكرة،

وكانت الشركة تضم نحواً من (٧٥) موظفاً،

وكانت نسبة المهندسين فيهم (٧٥%)،

حينئذ تعد هذه الشركة مرشحة لأن تتطور فى المستقبل في ظل مفهوم الاكتساب.

وعلى هذا الأسلوب يمكن ترجمة نتاج الخبرة المتراكمة ضمن حدود المنظمة التجارية وتحويلها إلى سلسلة من القواعد المنطقية المترابطة التي تسهم في توفير مناخ لاتخاذ القرار، مع قدرتها على تدريب العاملين فيها على منطق التجارة والأعمال الذي تأسست في ضوئه أركانها على أرض العملية الاقتصادية للسوق، وضمنت نجاحاً مرموقاً بين أقرانها.

بيد أن ما يثير الاهتمام هو أن قواعد السوق السائدة في بيئة المنظمة بنوعيها الكامن، والمفهوم ضمنياً لا يمنح للمنظمة معرفة مكتسبة بصورة دائمة؛ لأنه متى غادر أحد العاملين وألغى انتماءه منها ستغادر معه المعرفة الضمنية وتفتقدها المنظمة من رصيدها المعرفي.

وعند هذه النقطة تبرز أهمية النظام الخبير في قدرته على منح المنظمة رصيداً معرفياً مستقراً، ولا يتعرض لعمليات فقدان، بعد أن ضمنت هيكلته المعرفية المحوسبة بيئة دائمة من القواعد المعرفية التجارية التي يمكن الرجوع إليها في أي وقت من الأوقات بصرف النظر عن عدد العاملين فيها.

مراجع الفصل الخامس

1. Banerji , R.B. , Artificial Intelligence : A Theoretical Approach , North Holland Publications , New York,1980 .
2. Boose, J. H. , A Knowledge Acquisition Program for Expert Systems Based on Personal Construct Psychology. Int. J. Man-Machine Studies, 1985,pp.23.
3. Brown, C.E., Accounting Expert Systems Applications, Electronic Edition, 1991.
4. Carol E. Brown, C.E. & D. E. O'Leary , Introduction To Artificial Intelligence And Expert Systems, Electronic Edition, 1995.
5. Daniel E. O'Leary , Artificial Intelligence in Business, II: Development, Integration and Organizational Issues, John Kingston School of Business AIAI University of Southern California University of Edinburgh,1994, Available At : http://www.aiai.ed.ac.uk/ project/ ftp/documents/1994/94-ker-ai-in-business.ps.
6. Eisenhardt K M,& D.N. Sull, Strategy as Simple Rules, Harvard Business Review Jan-Feb,2001, pp.106 – 116
7. Engelmore, R.S. & E.Feigenbaum, Expert Systems And Artificial Intelligence, Electronic Edition,2002.
8. Gaag ,L.C. & E.M. Helsper , Introduction To Knowledge-Based Systems ,Institute of Information and Computing Sciences, Utrecht University, April 2004.
9. Graham, L. E.; J. Damens & G.Van Ness, Developing Risk Advisor: An Expert System for Risk Identification, Auditing. 10(1),1991, pp. 69-96.
10. Howlett , J. ,Problem Solving and Artificial Intelligence , 1990 , Prentice Hall , New York.
11. Igor , A. , Designing Intelligent Systems : An Introduction , 1984 , Kogan Page , London.
12. Johnson, S. C. , Hierarchical Clustering Schemesm, Psychometrika, 1972,pp.32.

13. Karen , L.M & Brigg , K.H. , Knowledge Acquisition : Principles and Guidelines, 1st Edition , Pergamon Press , 1989.

14. Klix , F. ,Human and Artificial Intelligence, 1979, North Holland Publications , Amsterdam.

15. Motta, E.,T. Rajan, & M. Eisenstadt, Knowledge Acquisition as a Process of Model Refinement, Human Cognition Research Laboratory, The Open University, U.K.,1990.

16. Murphy, S.L., Accounting Expert Systems , The CPA Journal, Nov., 1994.

17. Nakamori ,Y., Systems Methodology And Mathematical Models For Knowledge Management, Journal Of Systems Science And Systems Engineering, Vol. 12, No.1, pp49-72 March, 2003.

18. Reichgelt, H., Knowledge Representation, Albex, Norwood, USA,1st Edition, 1991.

19. Reimer U, A. Margelisch & M. Staudt , EULE: A Knowledge-Based System to Support Business Processes , Knowledge-Based Systems,2000, 13: 5261-269

20. Shepard, R. N., A.K., Romney, & S.B. Nerlove, ,Multidimensional Scaling: Theory and Applications in the Behavioural Sciences, Volume 1, Seminar Press, New York,1972.

21. Talebzadeh T, S.,Mandutianu,& C.F. Winner, Countrywide Loan-Underwriting Expert System, AI Magazine 16, 1,1995, pp. 51-64.

22. Waterman, D. A., A Guide to Expert Systems, Reading, MA: Addison-Wesley, 1986.

23. Weber, R. & R. Kaplan, Knowledge-based knowledge management, In Innovations in Knowledge Engineering, Editors: Ravi Jain, Ajith Abraham, Colette Faucher and Berend Jan van der Zwaag. International Series on Advanced Intelligence, Volume 4, July 2003, pp. 151-172.

الباب الثاني

التطبيقات الميدانية للحوسبة الذكية

في ميادين التجارة والأعمال

الفصل السادس
هيكلة نماذج الحوسبة الذكية المستخدمة بالتطبيقات المتكاملة للتجارة والأعمال

٦-١ مقدمة:

أسهمت البحوث الميدانية (التي شرع بالعمل عليها الباحثون، لغرض إدخال طيف واسع من نماذج الحوسبة الذكية إلى دائرة تطبيقات التجارة والأعمال) في تعميق فهمنا للسمات المميزة للآلية الجديدة، مع بيان محدداتها في بعض الجوانب التطبيقية، هنا وهناك.

ومن جهة أخرى، فإن الارتكاز الكبير للأنموذج الاقتصادي التقليدي على مبادئ حوسبة الانحدار، والسلاسل الزمنية، قد رجح كفة استخدامات نماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية، بسبب التقارب الكبير في بنيتها الرياضية، والإحصائية من هذين الأنموذجين على حساب بقية الآليات التي ناقشناها خلال فصول الباب الأول من الكتاب.

بيد أن وجود أكثر من عقبة رياضية، وإحصائية يعانيها أنموذج الحوسبة العصبونية (شأن أي أنموذج من النماذج المطروحة)، مع وجود نقاط مهمة يمكن أن توفر بيئة تكاملية مع بقية أنساق الحوسبة الذكية (مثل المنطق المضبب، والحوسبة الجينية، والنظم الخبيرة)، قد وفّر لنا فرصة خصبة للتفكير ببناء نماذج هجينة تحاول أن تستثمر القدرات المميزة التي يوفرها كل نسق رياضي من هذه الأنساق، للارتقاء بكفاءة أنموذج الحوسبة الذكية في تطبيقاتها على أرض مسائل التجارة والأعمال، مع

التقليل من ظاهرة زيادة حجم التعقيد الحاصل في أنموذج بذاته بعيداً عن تكامله مع بقية النماذج.

لذا، فقد تبرز الحاجة إلى توظيف النظم الهجينة في حل المسائل بآليات الذكاء الاصطناعي عندما تتشابك متغيرات النظام الذي نحاول دراسته، ويزداد تعقيده بشكل ملحوظ. ويضاف إلى ذلك، وجود حاجة إلى سد الثغرات المعرفية في بعض النماذج المطروحة بصدد معالجة نوع، أو مرتبة محددة من المتغيرات، أو لغرض تكامل القدرات المتوافرة في أكثر من أنموذج مطروح سعياً إلى تقليل هامش الخطأ، وزيادة دقة التنبؤ.

لقد عمد الكثير من الباحثين إلى إقامة علاقة حميمة بين أكثر من أنموذج من نماذج الحوسبة الذكية، فظهرت شراكة بين أنموذج الشبكات العصبونية، وأنموذج المنطق المضبب Fuzzy-Neural Model، وأخرى بين الشبكات العصبونية والخوارزميات الجينية Neuro-Genetic Model، وتارة أخرى بين أنموذج المنطق المضبب والخوارزميات الجينية Fuzzy-Genetic Model، وأخيراً ظهرت نماذج طموحة حاولت أن تجمعها جميعاً تحت مظلة أنموذج أكثر إحكاماً وتكاملاً.

٦-٢ الأنموذج الرياضي Mathematical Model :

تهدف عملية إنشاء الأنموذج الرياضي إلى صياغة نسق رياضي محكم يسعى إلى تفسير فرضية، أو محاكاة سلوك نظام قائم. وتجرى سلسلة من الاختبارات الميدانية لبيان صلاحية الأنموذج في وصف الظاهرة قيد الدراسة، وتحديد كفاءته، أو الارتقاء بها نتيجة لحساب معاملاته المختلفة (Fu,1994: 170).

ويمكن تقسيم الاستراتيجيات المعتمدة في إنشاء مختلف النماذج المعتمدة إلى تيارين أساسيين:

التيار الأول: يعتمد مبدأ استثمار المعرفة النظرية الصرفة المتوافرة عن مكونات النظام الذي تتناوله الدراسة، وطبيعة العلاقات القائمة بين مدخلات النظام، ومخرجاته في صياغة البيئة الرياضية الوصفية للنظام.

التيار الثاني: يسعى إلى إنشاء الأنموذج الرياضي عبر توظيف مجموعة من المعالجات الرياضية، والإحصائية وبتوافر قدر كاف من البيانات الميدانية للوصول إلى وصف رياضي للمتغيرات المعتمدة كدالة للمتغيرات المستقلة ضمن معادلة تصف أنماط التغير المختلفة.

وبصورة عامة، تتألف عملية صياغة الأنموذج الرياضي من الخطوات التالية:

١- تعريف حدود المسألة التي سيتم إنشاء الأنموذج الرياضي لوصفها، وتعميق فهمنا بطبيعة العناصر الحاكمة لها.

٢- تحديد أهداف إنشاء الأنموذج الرياضي، وبيان غاياته.

٣- تعريف حدود سريان الأنموذج، ومحدداته.

٤- افتراض الهيكلة الوصفية للأنموذج باستخدام آلية الوصف التي تعتمد مبدأ تقسيم النظام الذي نتناوله بالدراسة إلى مجموعة من الوحدات المترابطة بعلاقات فيما بينها.

٥- تعريف المتغيرات السائدة في بيئة النظام الذي يسعى الأنموذج الرياضي لدراسته، ووصفه.

٦- وصف عناصر الأنموذج بأنساق رياضية، ومنطقية تنبع عن فهم عميق بطبيعة العلاقات السائدة فيه.

٧- إنشاء المعادلات الرياضية التي تؤلف مادة الأنموذج، واستثمار البيانات الميدانية المتوافرة لاحتساب قيم معاملاته، وتحديد معنوية تأثيراتها في قراءاته.

٨- اختبار صلاحية الأنموذج، وتحديد مستوى دقة مخرجاته، في ضوء ما يتوافر لدينا من بيانات ميدانية، والسعي نحو الارتقاء بنتائجه عبر إحداث سلسلة من التغيرات في الخطوات (٤-٧).

وبعد إكمال العمل على إنشاء الأنموذج الرياضي، ستبرز أمامنا جملة من المهام التي تتعلق بتحديد ما يلي:

١- المتغيرات المستقلة التي لا تمتلك تأثيراً معنوياً في قيم متغيرات الأنموذج المعتمدة، تمهيداً لاستبعادها من صياغته، فنقلل من حجم تعقيد مكوناته، مع تقليص الجهد المطلوب لحساب معاملاته المختلفة.

٢- متغيرات الإدخال (المتغيرات المستقلة) والتي تؤثر قيمها في مخرجات النظام، بيد أن عملية النمذجة لا تسعى إلى صياغة سلوكها بمعادلات رياضية.

٣- متغيرات الإخراج (المتغيرات المعتمدة) التي يسعى الأنموذج الرياضي إلى صياغة سلوكها ضمن النظام بمعادلات رياضية تمتلك القدرة على احتساب قيمها في ظل ظروف متغيرة.

بصورة عامة، تصنف النماذج الرياضية وفق الأوصاف التالية:

١- نماذج رياضية خطية Linear، ونماذج رياضية لاخطية Non-Linear.

٢- نماذج رياضية ساكنة Static، ونماذج رياضية ديناميكية Dynamic.

٣- نماذج رياضية محدّدة Deterministic، ونماذج رياضية إحصائية Stochastic.

٤- نماذج رياضية مستمرة Continuous، ونماذج رياضية متقطعة Discrete.

٦-٣ الأنموذج المرتكز على مبادئ الحوسبة الذكية:

بصورة عامة، فإن النماذج السائدة في المضمار المحوسب تمتاز بكونها تتعامل مع النظم المرتكزة على المعرفة، والنظم التي ترتكز على البيانات على حد سواء.

ويتألف النظام المرتكز على المعرفة Knowledge Based System من برنامج حاسوبي يقوم بالبحث عن المعرفة، ويحاول وصفها، وتمهيد السبل لاستخدامها لأغراض محددة على أرض الواقع. وتحتوي هذه النظم على قاعدة معرفية تستخدم على أنها مورد للنظام، ومحرك استدلال Inference Engine يمتلك أدوات متخصصة لاستنباط المعرفة من القاعدة المعرفية، لإصدار أحكام محددة إزاء المدخلات التي يزج بها المستخدم عبر الوسط البيئي المقيم بينهما(Fu,1994:5).

ويظهر في جدول (٦-١) مقارنة سريعة بين النظم المرتكزة على المعرفة والنظم المرتكزة على معالجة البيانات.

جدول (٦-١) مقارنة بين النظم المرتكزة على المعرفة والنظم المرتكزة على البيانات

المعالجات السائدة في النماذج المرتكزة على المعرفة.	المعالجات السائدة في النماذج المرتكزة على البيانات.
يوظف المعرفة التصريحية.	يوظف المعرفة الإجرائية.
تكون عملية التحكم مستقلة عن المعرفة.	تسعى إلى تكامل التحكم مع المعرفة.
تعتمد معالجات استراتيجية مع توظيف آليات البحث الموجه.	تعتمد معالجات تستند إلى الخوارزميات الرياضية.
تسودها معالجات رمزية (Symbolic).	تسودها معالجات عددية (Numerical).
تمتلك القدرة على تفسير النتائج التي ينشئها الأنموذج مع إمكانية تبريرها.	لا توفر أية تبريرات بصدد مخرجات الأنموذج الرياضي المعتمد.

يظهر الدور البارز للنماذج الذكية المرتكزة على معالجات ترتكز بكثافة على المعرفة في دائرة المنطق المضبب، والشبكات العصبونية التي تعمل في ظل القواعد المعرفية، والنظم الخبيرة التي تعتمد بصورة شبه كلية على الخزين المعرفي الذي تمتلكه مواردها.

أما المعالجات التي ترتكز بكثافة على معالجة البيانات، فنراها واضحة في أنواع أخرى من الشبكات العصبونية، والخوارزميات الجينية. وفي كلتا الحالتين، فإننا نلاحظ بأن الأنموذج الذي يوظف الحوسبة الذكية، يميل إلى التعامل مع المسألة المطروحة بمنطق مقارب إلى حد كبير للمنطق البشري الذي يعتمد مبدأ التكيّف مع المعطيات لزيادة قدرته على استيعاب مفرداتها التفصيلية، والتسليم بوجود مستوى لا يمكن إلغاؤه من اللايقين، وغياب الوضوح في البيئة التي يتناولها بالدراسة بواسطة الأنموذج الرياضي. أما الخوارزمية الجينية فتعد حلاً لا بد منه لانتقاء أمثل الحلول من الحجم الهائل من الخيارات المطروحة أمامنا في النظم البالغة التعقيد.

٦-٣-١ الأنموذج المرتكز على مبادئ الشبكات العصبونية:

يرتكز مبدأ توظيف الشبكة العصبونية الاصطناعية – على أنه أداة فاعلة لصياغة نماذج رياضية لوصف نظام من النظم الطبيعية – على اعتبار أن ذلك النظام يتألف من مجموعة بيانات قابلة للترميز بوصفها معياراً سلوكياً، يصف مدخلات النظام ومخرجاته.

وتحاول الشبكة العصبونية تعلّم نسق المعالجة التي يمارسها النظام على البيانات من خلال توظيف آلية التكيّف الذاتي للشبكة، مع أنماط مستويات السلوك المختلفة السائدة بالنظام (Fu,1994:173).

وفي حالة نجاح الشبكة العصبونية بعملية التدريب والمران في الظفر بالوصول إلى الدوال الرياضية التي تستبطن العمليات السائدة داخل النظام، ستصبح حينئذ قادرة على أداء عملية التعميم Generalization لحالات مقاربة في بيئة النظام نفسها، أو بيئات أخرى مشابهة.

ويستخدم هذا الصنف من نماذج الحوسبة الذكية أنموذجاً رياضياً في حالات شتى بوصفه:

١- معالج تمهيدي لمعالجات لاحقة.

٢- معالج لاحق لمعالجات سابقة.

٣- أنموذج رياضي مستقل بذاته.

٤- أداة تحكم بمتغيرات أخرى ذات صلة بأنموذج آخر.

وبصرف النظر عن معمارية الأنموذج العصبوني الذي نتناوله بدراستنا، فإن هناك جملة من التناظرات المقيمة بين النماذج الرياضية التقليدية، والأنموذج العصبوني المستحدث ــ انظر جدول (٦-٢).

جدول (٦-٢) التناظرات المقيمة بين النماذج العصبونية، والنماذج الرياضية التقليدية

النماذج الرياضية	نماذج الشبكات العصبونية
نماذج رياضية خطية.	شبكات عصبونية أحادية الطبقة.
نماذج رياضية لاخطية.	شبكات عصبونية متعددة الطبقات.
نماذج رياضية ساكنة.	شبكات عصبونية ساكنة.
نماذج رياضية ديناميكية.	شبكات عصبونية ديناميكية.
نماذج رياضية محددة.	شبكات عصبونية محددة.
نماذج رياضية إحصائية.	شبكات عصبونية إحصائية.
نماذج رياضية متقطعة.	شبكات عصبونية بمدخلات متقطعة.
نماذج رياضية مستمرة.	شبكات عصبونية بمدخلات مستمرة.

٦-٤ النظم المعقدة Complex Systems:

النظام المعقد عبارة عن: بنية تركيبية، تتألف من مجموعة كبيرة من العناصر، ترتبط بعضها مع بعض بشبكة من العلاقات المتداخلة، وتتفاعل فيما بينها، ضمن نسق غير خطي، غير قابل للتفسير و/أو المعالجة بالمستوى نفسه من المعالجات الرياضية، والإحصائية.

ويلاحظ هذا النوع من النظم المعقدة بجلاء في حقول متعددة من العلوم الطبيعية والاجتماعية، فنقع على شواهد منه في علم فيزياء الدقائق، وعلم اجتماع المعرفة، والاقتصاد بصبغته العولمية المستحدثة.

لقد وجد الباحثون سيادة المظاهر نفسها، والقوانين الحاكمة في جل النظم المعقدة، الأمر الذي ولد قناعة كافية لتوحيد الجهود في دراسة المفردات التفصيلية لهذه النظم بصيغتها الصرفة، تمهيداً لصياغة نماذج رياضية، ومعالجات تعمق فهمنا لها، وتزيد من قدرتنا على توقع سلوكها.

وتتميز النماذج المستخدمة لدراسة النظم المعقدة؛ بكثافة استخدام آليات المحاكاة العددية Numerical Simulations، ومستويات متباينة من آليات الحوسبة الذكية. ويلاحظ بأن النماذج التي تصف هذه النظم تتصف ببنية تجمع بين الخصائص الفيزيائية، والنوعية في آن واحد، وبأنماط محوسبة تسري معالجاتها في البيئات الحاسوبية المعقدة (Lucas,etal.,1997:3).

ويلاحظ في حقول الاقتصاد وجود نظم معقدة، وغير خطية في عدد من البيئات التطبيقية، والتي تفتقر إلى معالجات متخصصة لتعميق فهمنا للآليات السائدة فيها، ومنحنا القدرة على توقع مستقبلها.

بصورة عامة، تتميز خاصية التعقيد بأربع سمات جوهرية حاولنا مناقشتها باختصار في الجدول التالي.

جدول (٦-٣) السمات الجوهرية للنظم المعقدة

السمة	الخصائص
التنظيم الذاتي.	تمارس النظم المعقدة عمليات تغيير تتسم بقدرة فائقة على التنظيم الذاتي الطبيعي والآلي لضمان كفاءتها وفاعليتها على حد سواء. وتتفاعل عناصر هذه النظم بطريقة التغذية الراجعة مع البيئة المحيطة وتمارس عمليات تكيف دائمة لضمان ديمومة أدائها.
اللاخطية.	تسري التغيرات الحاصلة في النظم المعقدة بصورة لاخطية، وتتراكب مبادئها ونتائجها بصورة متشابكة، وبجميع الاتجاهات التي يوفرها النظام.
جدلية النظام/التشويش.	إن سيادة مبدأ التراتبية بين مكونات النظم المعقدة لا يلغ وجود أطياف مختلفة من التشويش في المستويات العليا من بنية أنموذجها الكلي. ويظهر هذا الأمر بوضوح عندما نسعى إلى تطبيق مبدأ السببية بين كل مرحلة من مراحل النظام مع المرحلة التي سبقتها، أو المرحلة التي تليها. فكما أن التراتبية تسود في بعض الأحيان، تبرز قبالتها في أحيان أخرى مستويات من التشويش والاضطراب بنسق جدلي مستمر.
الخصائص الطارئة.	إن المميزات الفريدة التي تتسم بها النظم المعقدة، وسيادة جدلية النظام/التشويش في بنيتها ينعكس بوضوح على بروز بعض الخصائص التي لا يمكن توقعها عند التوظيف التقليدي لمعرفتنا ببعض سماتها. وتمنح هذه الخاصية المميزة للنظم المعقدة صفة القدرة على الابتكار الدائم والارتقاء في ظل حاجات البيئة التي تقطن فيها.

ولغرض التعمق في دراسة النظم المعقدة تتوافر أمامنا أكثر من فرصة لتوظيف تقنيات مستحدثة توفر لنا بيئة مناسبة لمضاهاة ما يحصل داخل بنيتها التركيبية (Lucas,etal.,1997:5). ومن هذه التقنيات:

١- الحياة الاصطناعية Artificial Life وهي عبارة عن: برنامج حاسوبي ذكي يعمد إلى محاكاة أفعال كيانات حاسوبية، يطلق عليها العملاء الاصطناعيين Artificial Agents. وتمر هذه الكيانات أثناء ظهورها على شاشة الحاسوب بسلسلة من عمليات النشوء، والارتقاء المناظرة لما يحصل على ساحة الحياة

البشرية، فتوفر مؤشرات تحدد من خلالها أي الكيانات سيمتلك فرصة البقاء، وأيها سيغيب من مشهد الانتخاب الطبيعي.

٢- الخوارزميات الجينية Genetic Algorithms: وقد سبق أن نوقشت الخلفية المفاهيمية لهذه الخوارزميات في موطن سابق[١]، وأشرنا إلى أن هذا النسق الرياضي يسعى إلى التعامل مع المسائل المطروحة، بالآليات نفسها التي تحكم عملية الانتخاب الجيني، من خلال البحث الدءوب عن أفضل توافق ممكن ضمن العينة التي نتناولها بالدراسة. وتقوم برمجيات الخوارزميات الجينية بالتعامل مع أفراد العينة المطروحة في فضاء البحث، فما نجح منها في حل المسألة، واجتاز اختبار الأمثلية، يتم تبنيه، وما لم ينجح منها، يتم استبعاده من فضاء بحث المسألة المطروحة.

٣- الشبكات العصبونية الاصطناعية Neural Networks: لقد توافرت لنا في فصل سابق[٢] معرفة معمقة بالشبكات العصبونية، وتبين لنا قدرتها الفائقة على التكيف مع مدخلات الأنموذج، للوصول إلى المخرجات المستهدفة، عبر سلسلة متكررة من المعالجات العصبونية التي تحدّث من خلالها الأوزان التشابكية لها. وتبرز أهمية هذه التقنية عندما ننوي دراسة نظم معقدة، يصعب على الأنموذج الرياضي التقليدي الإحاطة بالمفردات التفصيلية للنظام، فنعمد إلى تبني مبدأ الصندوق الأسود، الذي يتعالى عن مسألة التنقير عن تبرير النتائج التي ننجح بالوصول إليها. وبهذه الطريقة نستطيع تجاوز إشكالية التعقيد المقيم في هيكلة النظم المعقدة التي نتناولها بالدراسة والبحث.

٤- الآلات الخلوية Cellular Automata وهيَ عبارة عن: نسق حاسوبي يتركز حول خوارزميات برمجية مبسطة، تتألف من مجموعة روتينات ثانوية

---

(١) انظر الفصل الرابع الذي ناقشنا فيه كل ما يتعلق بالخوارزميات الجينية.

(٢) انظر الفصل الثالث الذي تناولنا فيه بالتفصيل الشبكات العصبونية ونماذجها الرياضية.

Subroutines يطلق عليها اصطلاحاً العملاء (Agents) والتي تمارس فعالياتها وفق محددات تشمل:

- يتحدد أداؤها بمهام ثانوية ضمن المهام الشاملة التي يتضمنها النظام.
- تتحدد حالتها في ضوء الهيكلة البنائية التي تقيم فيها.
- لا يمكن لها أن تتحرك بصورة مستقلة ضمن نطاق الهيكلة البنائية للنظام.

ويقوم هؤلاء العملاء الاصطناعيون بالمعالجة البرمجية ــ الموضعية للأهداف التي تتعلق بالجزء الذي يسهمون بحل مسألته. ثم تمارس جميعها مهمة التنسيق المشترك لضمان تنفيذ المهمة الشاملة المناطة بها.

٦-٥ المعالجات المحوسبة للنظم الاقتصادية المعقدة:

تعد الاقتصادات نظماً معقدة، حيث تضم في تركيبتها سلوكيات متباينة، وأنماطاً مختلفة من التفاعلات، مع سيادة تناسق عولمي يحكم أنشطتها المختلفة (Tesfatsion,2004:1). وبصرف النظر عن طبيعة الدراسات الجزئية، أو الشاملة التي تتناول دراسة النظم الاقتصادية، فإن من الضروري أن يبقى حاضراً في أذهاننا على الدوام – عند إجراء مثل هذه الدراسات – بأننا نقف قبالة تحد كبير ينشأ عن الصعوبة الجمة التي ترافق احتواء المتغيرات الواقعية المتشابكة، مثل: البيانات غير المتناظرة، والتنافس الناقص من بعض الوجوه، والتفاعلات الاستراتيجية المقيمة بين بعض العوامل، إضافة إلى إمكانية حدوث أكثر من مستوى في حالة التوازن الشاملة التي تحكم النظام الاقتصادي بين حين وآخر.

إن التطورات الأخيرة في ميادين الحوسبة الذكية قد حملت جملة من الآثار الملموسة فى دراسة النظم الاقتصادية، بوصفها أدوات فاعلة تمتلك قدرات حوسبة

غاشمة تمهد الطريق أمام الكثير من العقبات التي اعترضت المحاولات المستمرة لحل إشكاليات التعقيد الرياضي والمنطقي في بنية الأنموذج الاقتصادي. وقد وفرت هــذه التقنيات المستحدثة أكثر من فرصة سانحة لبروز معالجات مفاهيميــة جديــدة تطــرح خيارات جديدة للقياس الكمي لبعض جوانب متغيرات النظام الاقتصادي التي تعاني من تعقيد بالغ.

يطلق على أحد الطرق التي تنطوي تحت راية هذا التيار، الاقتصاد المرتكز على الأدوات المحوسبة Agent-Based Computational Economics (ACE) الــذي يعــالج المنظومة الاقتصادية بوصفها مجموعة أدوات تتفاعل فيمــا بينهــا ضــمن منظومــة ديناميكية.

يتألف هذا الأنموذج الاقتصادي المحوسب مــن مجموعــة مــن الخوارزميــات (الإجراءات) المدرجة ضمن طرق خاصة بكيانات برمجية يطلق عليهــا اصــطلاحاً الأدوات Agents. ويمكن لهذه الخوارزميات - المــصاحبة لأداة مــن الأدوات - أن تصبح في حيز التنفيذ، عندما تباشر في استخدام معلومات محــددة، وأدوات اســتنتاج، إضافة إلى الموارد الفيزيائية المتوافرة لها.

وقد تم اعتماد هذا النوع من الإدراج في الأدوات في محاولة لتحقيق وصف شفاف وواقعي للنظم الحقيقية الموجودة على أرض الواقع، والتي تحتوي على كيانات متعددة موزعة في بيئتها، مع معلومات شحيحة، وسيادة انخفــاض ملحــوظ فــي القــدرات المحوسبة.

ووفقاً لهذا المنظور؛ فإن الأنموذج المحوسب (ACE) يتعامــل مــع الاقتــصادات بوصفها نظم معقدة تتسم بخصائص ديناميكية، ويحتوي على مجموعــة كبيــرة مــن الأدوات بالغة الصغر. وتشارك هذه الأدوات بصورة دءوبة في تفــاعلات موضــعية داخل بنية الاقتصاد، فينتج عنها زيادة ملموسة في الانتظام العــولمي مثــل العمالــة،

ومعدلات الإنماء، وتوزيع الدخل، ومؤسسات السوق، والتحولات الاجتماعية بمختلف مستوياتها.

ويسهم هذا النسق من الانتظام العولمي بتغذية راجعة في حسابات التفاعلات الموضعية السارية في النظام الاقتصادي، فتكون محصلة هذه التفاعلات المتشابكة بروز نظام معقد يتألف من حلقات تغذية ارتجاعية متداخلة، تربط جملة من أشكال السلوك، وأنماط متباينة من التفاعلات، وكذلك الانتظام العولمي ضمن نسق كلي.

ويمكن أن نطلق على نظام صفة التعقيد إذا أظهر السمتين التاليتين (Flake,1998:16):

١- يتألف النظام من مجموعة من الوحدات المتفاعلة فيما بينها.

٢- يظهر النظام خصائص نشوئية، بمعنى آخر، إن هناك جملة من الخصائص المتولدة في النظام نتيجة التفاعلات الدءوبة بين عناصر النظام المختلفة، والتي لا نكاد نجدها في الوحدات ذاتها.

إن مجال التعريفات المحتملة للنظم المعقدة المتكيفة ستتضمن الخصائص المتداخلة التالية:

التعريف الأول: النظام المعقد المتكيف، هو: نظام معقد، يشمل وحدات متفاعلة، قادرة على إظهار خصائص متباينة بصورة نظامية نتيجة للتغيرات الحاصلة في ظروف البيئة المجاورة.

التعريف الثاني: النظام المعقد المتكيف، هو: نظام معقد، يشمل وحدات موجهة نحو أهداف محددة. وتمتاز هذه الوحدات بسمة تفاعلية، وتقوم بتوجيه بعض تفاعلاتها – كحد أدنى– باتجاه تحقيق الأهداف التي يستبطنها النظام.

التعريف الثالث: النظام المعقد المتكيف، هو: نظام معقد، يشمل وحدات منظمة، موجهة نحو أهداف محددة سلفاً، وتحاول تسليط مستوى معين من التحكم على البيئة المجاورة، وبما يضمن تحقيق هذه الأهداف.

إن المعالجة المفاهيمية للاقتصاد المرتكز على الأدوات المحوسبة (ACE) تعده عبارة عن نهج معرفي، يسعى إلى دراسة النظم الاقتصادية المعقدة، بوصفها نظم معقدة متكيفة في ظل الحدود الاصطلاحية للتعريف الأول، في حدوده الدنيا، بينما تسري عليه الحدود الاصطلاحية للتعريفين الثاني والثالث في ظل الظروف الطبيعية (Tesfatsion,2004).

وعند اعتماد هذا الصنف من النماذج المحوسبة، يصير إلى إنشاء فضاء اقتصادي عبر آلية تمثيلية رياضية. ويتألف هذا الفضاء من مجموعة واسعة من الوحدات المتفاعلة. ويمكن للأدوات التي يحويها هذا الأنموذج أن تتضمن مجموعة من الكيانات الاقتصادية بالإضافة إلى كيانات اجتماعية، وحيوية، وكيانات فيزيائية مثل: (الأفراد، والتجمعات البشرية، والمحاصيل، والمتغيرات المناخية).

وتعد كل أداة من هذه الأدوات متضمنة في جزء من البرمجيات الحاسوبية التي تضم جميع البيانات، الطرق المتوافرة للتفاعل بين بقية الأدوات الموجودة في الأنموذج وفق سياقات متعددة المستويات. وتستطيع هذه الأدوات المعلوماتية أن تتواصل فيما بينها عبر آليات مشتركة، وأخرى يتم تخصيص مستويات التخويل لفئات محددة منها.

يعمد القائم بإنشاء هذا الأنموذج الحاسوبي المتكيف إلى تحديد الحالة الابتدائية للنظام الاقتصادي الافتراضي، عن طريق اختيار البيانات الأولية للأدوات، والمناهج السلوكية، ومستويات التخويل المتوافرة لاستخدام كل فئة من فئات البيانات، أو المناهج، أو الأدوات المعلوماتية بحيث تتكامل دائرة المنظومة.

ويظهر في الجداول (٦-٤/٥/٦/٧/٨) بأن بيانات الأدوات المحوسبة تضم حجماً ملحوظاً من التفاصيل التي تشمل أنواعها، وخصائصها مثل: (الفضاء، والسوق، والمؤسسة، والزبون)، وخصائصها البنيوية مثل: (الجغرافية، والتصميم، ودالة الكلفة، ودالة المنفعة)، ومعلومات حول خصائص بقية الأدوات مثل: (العناوين..).

بالمقابل قد تتضمن مناهج الأدوات الطرق السلوكية المنتظمة اجتماعياً مثل: (قوانين غياب الثقة، وبروتوكولات السوق،..)، يضاف إليها الطرق السلوكية الخاصة.

ومن الشواهد على ما ذكرناه استراتيجيات الإنتاج والتسعير، وخوارزميات التعلّم الخاصة بتحديث هذه الاستراتيجيات، ومناهج مستحدثة لاستيعاب التغييرات الحاصلة في الطرق والأساليب التدريبية.

جدول (٦-٤) الفضاء الاقتصادي المحوسب

الفقرة	التفاصيل
الطرق السلوكية العمومية.	قواعد تحدد ملكية حصص الأسهم المالية. قواعد تحدد التواطؤ بين الشركات. قوانين تحدد إفلاس الشركات.
الطرق السلوكية الخاصة.	إجراءات إرسال، واستلام، واكتساب، وخزن البيانات. الجدول الزمني للأحداث الجارية في الفضاء الاقتصادي.
البيانات المحمية.	خصائص الفضاء الاقتصادي. سكان الفضاء الاقتصادي (الأسواق، والمؤسسات، والزبائن..) خصائص سكان الفضاء الاقتصادي. المناهج التي يستخدمها سكان الفضاء الاقتصادي. سجل بأحدث الفضاء السابقة، والحالية.

جدول (٦-٥) السوق المحوسب

الفقرة	التفاصيل
الطرق السلوكية العمومية.	قواعد تحدد الإرسال العمومي لعروض التوريد. قواعد تحدد عملية اكتشاف الأسعار. قواعد تحدد عملية التجارة.
الطرق السلوكية الخاصة.	إجراءات إرسال، واستلام، واكتساب، وخزن البيانات.
البيانات المحمية.	بيانات دوّنت عن الشركات المختلفة. بيانات دوّنت عن الزبائن. عناوين الشركات والزبائن.

جدول (٦-٦) المؤسسة المحوسبة في الفضاء الاقتصادي

الفقرة	التفاصيل
الطرق السلوكية العمومية.	الحصول على بروتوكولات الفضاء ذات الصلة بملكية حصص الأسهم المالية. الحصول على بروتوكولات الفضاء ذات الصلة بالتواطؤ بين الشركات. الحصول على بروتوكولات الفضاء ذات الصلة بإفلاس الشركات. الحصول على بروتوكولات السوق ذات الصلة بالإرسال العمومي لعروض التوريد. الحصول على بروتوكولات السوق ذات الصلة بعملية اكتشاف الأسعار. الحصول على بروتوكولات السوق ذات الصلة بعملية التجارة.

الطرق السلوكية الخاصة.	طرق إرسال، واستلام، واكتساب، وخزن البيانات. طرق اختيار عروض التوريد. طرق لتقنين التوريد عندما تزيد الحاجة على مقدار التوريد. طرق تدوين المبيعات. طرق احتساب الأرباح. طرق تحديد الأرباح. طرق تغيير المناهج.
البيانات الشخصية.	الرصيد المالي، والطاقة، ودالة الكلفة الكلية، والقيمة الخالصة. بيانات حول خصائص الفضاء الاقتصادي. بيانات حول الأحداث الحالية، والأحداث السابقة.
البيانات المحمية.	سجل العناوين ذات الصلة بالاتصالات مع الغير. سجل الاتصالات الموثقة.

جدول (٦-٧) الزبون المحوسب في الفضاء الاقتصادي

الفقرة	التفاصيل
الطرق السلوكية العمومية.	الحصول على بروتوكول الفضاء (أصحاب رؤوس الأموال). الحصول على بروتوكول السوق (عملية كشف الأسعار). الحصول على بروتوكول السوق (عملية التجارة).
الطرق السلوكية الخاصة.	طرق لإرسال، واستلام، واكتساب البيانات، وخزنها. طرق احتساب محددات التخصيصات المالية. طرق تحديد الاحتياجات. طرق البحث عن عروض توريد مناسبة واقتصادية. طرق تسجيل المشتريات. طرق احتساب المنافع. طرق لتغيير المناهج.

البيانات الشخصية.	الرصيد المالي، والطاقة، ودالة الكلفة الكلية، والقيمة الخالصة. بيانات حول خصائص الفضاء الاقتصادي. بيانات حول الأحداث الحالية، والأحداث السابقة.
البيانات المحمية.	سجل العناوين ذات الصلة بالاتصالات مع الغير. سجل الاتصالات الموثقة.

جدول (٦-٨) أشكال التيارات الديناميكية في الفضاء الاقتصادي المحوسب

الفقرة	التفاصيل
تأليف الفضاء الاقتصادي.	إنشاء فضاء اقتصادي يتألف من أدوات معلوماتية محوسبة تشمل: أسواق، ومؤسسات، وزبائن.
تشكيل الأدوات.	تشكيل الفضاء ومكوناته التفصيلية التي تشمل: الأدوات، والبيانات، والطرق السلوكية.
تشكيل المؤسسات والزبائن.	اختيار المؤسسات للعروض. بحث الزبائن عن عروض توريد مناسبة في ضوء حاجاتهم ورغباتهم. تحديد الزبائن، والمؤسسات، الشركاء التجاريين، وكلف الصفقات المسجلة. إسهام الزبائن، والمؤسسات في أنشطة التجارة. تحديث الزبائن، والمؤسسات لبياناتهم، والطرق التي يوظفونها في البحث، والحصول على الصفقات التجارية.

وكما يبدو واضحاً في الجدول (٦-٨)، فإن النظام الاقتصادي الافتراضي سيقوم بعملية تطوير ذاتي مستمرة نتيجة للتفاعلات الحاصلة بين الأدوات، ودون الحاجة إلى تدخل القائم بإنشاء الأنموذج.

ونتيجة للاهتمام المتزايد بهذا النمط من النماذج الاقتصادية المحوسبة فقد أضحت بحوث الاقتصاد المرتكز على الأدوات المحوسبة منقسمة إلى أربعة تيارات رئيسة، في ضوء الأهداف المرسومة لكل منها.

وسنحاول أن نمر مروراً سريعاً بهذه التيارات(٣) لكي تتضح أمامنا الاستراتيجية المستقبلية لهذا التيار الجديد:

التيار الأول: الفهم الوضعي للنظام الاقتصادي:

يحاول هذا التيار طرح، ومحاولة الإجابة عن التساؤل المتعلق بطبيعة أسباب نشوء الانتظام العولمي ودوامه، رغم غياب التخطيط المركزي والتحكم المباشر.

ويسعى أصحاب هذا التيار إلى البحث عن تفسير مقنع للأسباب الكامنة وراء ذلك، بتوظيف الأدوات المعلوماتية، لممارسة أنشطة متكررة ضمن الفضاءات الاقتصادية الافتراضية. ويمكن تحليل نتائج هذه الأنشطة بعد المراقبة عن كثب أسباب الانتظام العولمي، وهوية الفضاء الذي أسهم بتوليد هذا النوع من الانتظام دون غيره (Epstein,etal.,1996:76).

التيار الثاني: توفير فهم معياري للنظام الاقتصادي:

يحاول هذا التيار إيجاد إجابة مقبولة للمسألة التي تتعلق بكيفية قيام النماذج المرتكزة على الأدوات المعلوماتية، باكتشاف التصميم الأمثل للفضاء الاقتصادي الذي نتناوله بالدراسة.

ويحاول الباحثون في هذا المضمار، تقييم مدى ملاءمة الأنموذج المقترح للسياسات الاقتصادية، والمؤسسات، والعمليات، وطبيعة ما سيتمخض عنها من

(٣) من أراد تعميق معرفته بهذه التيارات، وتفاصيل مكوناتها، وآلية الحوسبة المستخدمة فيها، يمكنه زيارة الموقع الآتي الذي فيه الكثير من المعلومات التي تشفي غليل الباحث.
http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/aapplic.htm

انعكاسات ملموسة على كفاءة أداء النظام. ويتم تحقيق هذا الهدف عن طريق إنشاء فضاء يرتكز على الأدوات المعلوماتية، ويمتلك القدرة على اقتناص المفردات الكامنة في النظام الاقتصادي الذي يعمل ضمن التصميم المقترح. ثم نباشر عملية زيادة أعداد الأدوات التي تمتلك القدرة على تعميق خبرتها ضمن بيئة الفضاء الاقتصادي. بعدئذ تصبح المسألة مرتبطة بماهية النتائج المحتملة من هذا الفضاء الافتراضي، وهل ستكون فاعلة، ومناسبة، ومتوافقة ضمن سلوك استراتيجي واضح (Tesfatsion,2004)؟

التيار الثالث: توفير فهم نوعي وقدرة على صياغة نظرية:

ويطرح هذا التيار جملة مسائل تتعلق بكيفية توفير فهم شامل بالنظم الاقتصادية عبر سلسلة من الاختبارات المعيارية لقدراتها الكامنة في ظل ظروف بيئية محددة.

ويسهم هذا النوع من الفهم – إلى حد كبير – في إزالة الغموض الذي يلف أمور تتعلق بسبب ظهور بعض مظاهر الانتظام في حالات محددة، وغيابها في حالات أخرى. ويتم تحقيق هذا الهدف من خلال إنشاء أنموذج لفضاء اقتصادي مرتكز على أدوات معلوماتية يمتلك القدرة على اقتناص المظاهر الجوهرية لاقتصاديات السوق اللامركزية مثل: (محدودية المعلومات، واستراتيجيات التسعير،..). وعليه، يستطيع أن يوفر للفضاء فرصة التكيف مع البيئة، مع مرور الزمن، وبعد أن تكون صياغاته النظرية قد أحكمت بعناية.

التيار الرابع: الأسس المفاهيمية:

يعد هذا الهدف من أكثر مظاهر الطموح العلمي للعاملين في هذا الميدان، حيث تتناول أنشطته المختلفة دراسة الأطر العامة لصياغة الأسس المفاهيمية، وتوفير الأدوات الملائمة التي يفتقر إليها الباحثون عند مباشرة عمليات إنشاء نماذج الفضاء المعلوماتي الاقتصادي، وتذليل الصعاب التي تقف أمام الجهود المبذولة لدراسته، وتوقّع مستقبل صيرورة متغيراته.

٦-٥-١ الشبكات العصبونية المتعددة:

عندما تعجز شبكة عصبونية مبسطة عن حل مسألة تتصف بتعقيد ملحوظ، تصبح عملية استخدام توليفة من الشبكات العصبونية المتعددة أمراً لا مناص منه لتوفير آلية مناسبة لحل مثل هذا النوع من المسائل.

تتألف هيكلة الأنموذج المطلوب (لحل المسألة المعقدة) من معمارية متعددة المستويات، تنتظم خلالها مجموعة من الشبكات العصبونية بنسق متواز، أو هرمي لتوفير فرصة مناسبة لإجراء أكثر من نمط من المعالجات الرياضية، على مجموعة البيانات ذاتها، أو مجموعة ثانوية تنتمي إليها.

وفي ضوء ما ذكر نستطيع التمييز بين نمطين من الأنماط المتوافرة أمامنا لتكامل أداء الشبكات العصبونية المتعددة.

يهدف النمط الأول إلى: دمج الخصائص الوظيفية لشبكتين، أو بضعة أنواع من المعماريات الشبكاتية ضمن نسق هجين لشبكة عصبونية، وبحيث يمتلك هذا النسق خصائص أدائية متكاملة لا يمكن الحصول عليها من ربط جميع الشبكات بغير هذا النسق المعتمد ضمن هذا النمط.

وتكمن أهم العقبات التي تشخص أمام هذا النمط من معالجة النمط المعقدة في محدودية قدرة الشبكة الهجينة على ممارسة أكثر من وظيفة واحدة، كما أنها تعجز عن أداء أكثر من مهمة واحدة في آن واحد.

أما النمط الثاني فيميل إلى: إنشاء نظام يتألف من مجموعة شبكات عصبونية، تتفاعل فيما بينها لتنفيذ مهمة محددة. ويصبح هذا النسق المعماري ضرورياً عندما تتطلب المسألة المعقدة مراحل متعددة من المعالجات، أو مستويات متعددة من التجريد، أو مستويات متباينة لتفسير أرضيتها المفاهيمية.

وينبغي أن ننتبه على الدوام إلى ضرورة دمج ديناميكية الشبكات العصبونية المتفاعلة، بمعمارية أحكمت بعناية لضمان الأداء المطلوب، وبعكسه، فلن نحصل سوى على معالجات فردية لا ترق إلى مستوى تفاعلي مقبول في معالجة المسألة المطروحة (Fu,1994:197).

بصورة عامة، لا يوجد ثمة حل كلي، أو مطلق أمام عملية تصميم معمارية شاملة، ومتكاملة من الشبكات العصبونية لضمان حل مسألة، تمتلك مستوى محدداً من التعقيد، فقد أثبتت التجارب الميدانية بأن لكل مسألة نسق مفاهيمي، وإشكاليات مقيمة تتطلب نمطاً محدداً من المعالجات، ومعماريات عصبونية مبتكرة لضمان حل مقبول.

بداية يمكن ممارسة عملية التقسيم، والتفكيك لعناصر المسألة التي نتناولها بالدراسة، آخذين بنظر الاعتبار الخصائص النوعية التي تتميز بها عناصرها، ثم نحاول إنشاء معمارية مناسبة لشبكة عصبونية تتلاءم مع متطلبات هذا الشق من المسألة. وأخيراً، نحاول لملمة وظائف الشبكات الثانوية بحيث تتكامل مخرجاتها في توليد الحل النهائي للمسألة المعقدة التي نسعى إلى حلّها أو تحليلها. بيد أن الواقع العملي لا يتطابق كلياً مع هذا الأسلوب التفكيكي، وتظهر التجارب الميدانية عدم وضوح التخوم الفاصلة بين عنصر وآخر ضمن النظام المعقد، مع غياب الضمانات العلمية عن حصول تكامل في نتائج مخرجات النماذج الثانوية بحيث تكافئ محصلة نتائجها النتيجة الكلية لأداء النظام!

ولهذا السبب يمكننا القول: بأنه عندما تكون المسألة المطروحة بالغة التعقيد، بحيث يعجز الأسلوب التبسيطي عن التعامل معها، تبرز أمامنا بقوة الحاجة إلى مستوى ناضج من التجريد، أو البحث الموجه لكي نتمكن من فهم تفاصيلها بعمق. وعليه، ينبغي إعادة النظر في التعامل مع الشبكات العصبونية وفق استراتيجية مستحدثة نسعى من خلالها إلى تقسيم وظائفها الرياضية إلى ثلاثة مستويات:

المستوى الأول: يعتمد على مبدأ التوازي في أداء الوظائف، حيث تعمل عناصر الشبكة بصورة متوازية.

المستوى الثاني: يعتمد على مبدأ التعاقب في أداء الوظائف، حيث تعمل عناصر الشبكة ضمن تعاقب تباشر به الأولى، وتعقبها عناصر أخرى.

المستوى الثالث: يعتمد على مبدأ التحكم في أداء الوظائف، حيث تمارس بعض العناصر عملية التحكم في أداء عناصر أخرى.

وعليه، عندما نعمد إلى معالجة نسق المسألة المعقدة، نستطيع توظيف المستويات الثلاثة، في تصميم معمارية متعددة المستويات من الشبكات العصبونية حيث يتم تحديد العلاقات المقيمة بين أي زوج من أزواج الشبكات بطريقة تستثمر فيها خصائص المستويات الثلاثة لضمان تمثيل دقيق للمسألة.

٦-٥-٢ تكامل النظم الخبيرة مع الشبكات العصبونية:

إن الحوسبة الذكية التي تستثمر في إنشاء النظم الخبيرة توفر لها أرضية متينة في حل المسائل المعقدة، والتي تتطلب معرفة عميقة لا يمتلكها سوى الخبراء بميادينها (Fu,1994:198).

لقد أثمر التقدم الكبير في الآليات المبتكرة لاكتساب المعرفة، بواسطة آلات الاستدلال المعرفي الخبير إلى ظهور، وسيادة قدرات مميزة للنظم الخبيرة في تقطير المعرفة البشرية من مواردها، وترجمتها إلى أنساق معرفية، قابلة للتحول إلى تصاميم مبتكرة من نظم الشبكات العصبونية المعقدة، بحيث تمتلك القدرة على حل المسائل، بمختلف مستويات التعقيد المقيمة فيها.

وعلى هذا الأساس، يمكن استثمار مخرجات آلة الاستدلال المعرفي المصاحبة للنظم الخبيرة، في توليد أنساق متباينة من المعالجات المفاهيمية، والتي يمكن عكسها

على تصميم جملة من المعماريات العصبونية المبتكرة، بحيث تتحول المعرفة المجردة الموجودة في قواعد المعرفة للنظم الخبيرة إلى سياسات واضحة لإنشاء مستويات متعددة من الشبكات العصبونية، عند مباشرة حل مسألة من المسائل المعقدة.

ويمكن تقسيم الطرق الممكنة لتكامل أداء النظم الخبيرة مع الشبكات العصبونية لحل المسألة المعقدة إلى ما يلي:

- أسلوب التجريد مع تعاقبات ثابتة: يصير تقسيم المسألة إلى مراحل، أو خطوات متعددة، وتنفذ هذه الآلية الموجهة للبحث بواسطة سلسلة من الشبكات العصبونية، حيث تناظر كل منها مرحلة، أو خطوة من الخطوات التي قسمت المسألة على أساسها.
- أسلوب التجريد بدون تعاقبات ثابتة: يصير إلى تنظيم المسألة بعدة مستويات من التجريد، حيث تقسم مكوناتها إلى معمارية هرمية من الشبكات العصبونية. ويقوم كل مستوى من المستويات الهرمية للشبكة بالتعامل مع مستوى محدد من مستويات التجريد المناظرة له.
- أسلوب التقسيم: يعد هذا الأسلوب من الطرق التقليدية في التعامل مع المسائل المعقدة. ويعتمد في هذا المنهج مجموعة من الشبكات العصبونية التي تعمل على التوازي، وبصورة توزيعية، مع ضمان أداء تعاوني لضمان احتواء المسألة جميعاً.
- مسارات متعددة من المعالجات المفاهيمية: يتم تحليل المسألة من خلال أكثر من منظور مفاهيمي. وتباشر معالجة المسألة بواسطة مجموعة من الشبكات العصبونية المتوازية، مع تركيز كل شبكة من هذه الشبكات على مظاهر محددة من البيانات ذاتها. وتسفر نتائج التحليل، والمعالجة عن بيان أي مسار من

مسارات المعالجة المفاهيمية يعاني من قصور، وأيها يمتلك بعداً معرفياً يعمّق من قدرتنا على حل المسألة بجدارة.

- استثمار موارد معرفية متعددة: يصير إلى توظيف هذه الآلية، عندما لا يمكن حل المسألة المطروحة من خلال نسق معرفي واحد. فتظهر الحاجة إلى استثمار أشكال متباينة من الموارد المعرفية. وتظهر الحاجة في هذا المنهج إلى استخدام شبكة عصبونية، بمعمارية تنظيمية، لضمان تكامل موارد معرفية متعددة.

٦-٦ موارد النماذج الهجينة:

إن الطبيعة التي تتسم بها النظم المصممة لتحليل ودراسة التغيرات السائدة في حقل من الحقول التطبيقية، تعد المورد الأساس لظهور الحاجة إلى نوع من التكامل بين القدرات التي تتميز بها فروع الذكاء المحوسبة بشتى مستوياتها.

فإذا أردنا مقارنة أنموذجي الشبكة العصبونية، والمنطق المضبب – على سبيل المثال – سنجد أنفسنا أمام جملة من الأنساق المفاهيمية التي يتميز بها كل منهما. وعندما نصمم أنموذج منظومتنا الاقتصادية بالاعتماد على الحوسبة العصبونية، فسنمسي أمام عقبة الصندوق الأسود الذي يعاني من غياب القدرة على تفسير ما يدور في داخله، ونقبل بنتائجه دون توافر فرصة أمامنا لتبريرها.

كذلك، فإن هذا الأنموذج يفتقر إلى حجم كبير من عمليات الحوسبة لكي نظفر بنتائج مقبولة يمكن توظيفها على أرض الواقع. ومن جهة أخرى، فإن أنموذج المنطق المضبب يتطلب معرفة عميقة بتفاصيل المتغيرات المضببة، وطبيعة دوال العضوية التي تصف أنماط العلاقات السائدة بين المتغيرات داخل حدود الأنموذج. يضاف إلى

ذلك، صعوبة إعداد القواعد المنطقية التي تحكم شبكة العلاقات المقيمة بين مـدخلات الأنموذج ومخرجاته على حد سواء.

فعلى سبيل المثال: إذا أردنا بناء أنموذج منطق مضبّب، يتألف من ثلاثة مدخلات ومخرج واحد، وقد اعتمدت خمس دوال عضوية لوصف نسق التغير في مـدخلاتها. فإن عدد القواعد المنطقية المطلوب صياغتها لتلبيـة مـستلزمات الأنمـوذج سـتكون ($5^3 = 125$). أما إذا كنا بصدد التعامل مع أنموذج يتألف من أربعة مدخلات فسنحتاج إلى صياغة ٣١٢٥ قاعدة منطقية.

إن هذا العدد الكبير من القواعد المنطقية يصعب إعدادها، وتبويبها، الأمر الـذي ينعكس على دقة النتائج التي سنحصل عليها منه، ما لم نوظف خبرتنا فـي اسـتبعاد القواعد التي لا تمتلك تأثيراً معنوياً في نتائجه.

وعليه، إذا أردنا تجاوز العقبة المصاحبة لتنفيذ كل من هذين الأنموذجين، يـصبح خيار أنموذج هجين يجمع بينهما هو الحل الأمثل للظفر بنتائج جيدة. ويطلق على هذا الجيل الجديد من النماذج اصطلاحاً الشبكات العصبونية الاصطناعية المضببة.

جدول (٦-٩) المقارنة بين المنطق المضبّب والشبكات العصبونية الاصطناعية

الشبكات العصبونية الاصطناعية	المنطق المضبب
لا يمكن استخدام قواعد المعرفة القبلية.	يمكن توظيف قواعد المعرفة القبلية.
مباشرة التعلّم من نقطة الصفر.	لا يمكن أن تمارس عملية التعلّم.
صندوق أسود.	قابل للتفسير من خلال البنيـة المنطقيـة للقواعد المضببة.
سيادة خوارزميات التعلّم بالغة التعقيد.	تفسيرات وإجراءات مبسطة.
من الصعوبة استنباط المعرفة من الأنمـوذج العصبوني.	ينبغـي أن تكـون المعرفـة قابلـة للاستخلاص.

٦-٦-١ الشبكات العصبونية الاصطناعية المضببة:

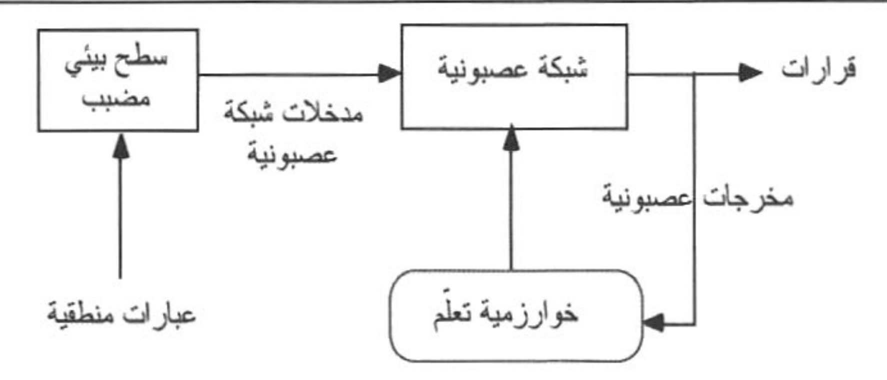
تستخدم الشبكة العصبونية في أنموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية المضببة Fuzzy Artificial Neural Network (FANN) بسبب قدرتها الفريدة على التعلم، والتصنيف، إضافة إلى إمكانيتها المميزة في تمييز الأنماط بشتى أنواعها واستعادتها (Lee,etal.,1974,1975).

وتتألف عمليات الحوسبة السائدة في نظم الشبكات العصبونية المضبّبة من مجموعة مراحل تبتدئ بالخطوات التالية:

- إنشاء عصبون مضبّب Fuzzy Neuron يقيم في معمارية شبكة تعكس حاجات الأنموذج الذي يحاكي المسألة الاقتصادية التي نريد دراستها.
- تحديد نقاط التشابك العصبوني التي تعكس طبيعة الضبابية السائدة في الشبكة.
- صياغة الخطوط اللازمة لعملية التدريب والمران التي ستتحدد من خلالها الأوزان التشابكية.

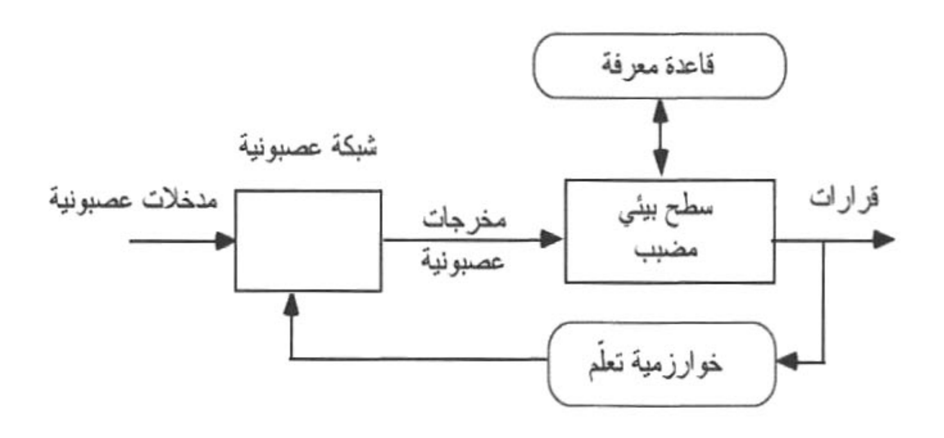
وفي ضوء هذه الخطوات التمهيدية تتوافر أمامنا فرصة لبناء أنموذجين للشبكات العصبونية الاصطناعية المضبّبة (Fuller,1999):

- الأول: يباشر عمله بناءً على جملة من العبارات المنطقية Linguistic Statements تعمد البيئة المضبّبة الوسيطة ترجمتها إلى متجه من المدخلات، إلى شبكة عصبونية، تحوي مجموعة من الطبقات العصبونية المخفية. ويمكن للشبكة أن تتكيف مع متطلبات الأنموذج عبر سلسلة من عمليات التدريب والمران للظفر بالنتيجة، أو القرار المطلوب - انظر شكل (٦-١).



شكل (٦-١) لفئة الأولى من الشبكات العصبونية المضبّبة

• الثاني: تسهم من خلاله الشبكة العصبونية الاصطناعية في دعم آلة استدلال المنطق المضبب - انظر الشكل (٦-٢).



شكل (٦-٢) الفئة الثانية من الشبكات العصبونية المضببة

وتستخدم الشبكات العصبونية لتوليف دوال عضوية النظم المضبّبة التي يتم توظيفها بوصفها نظم اتخاذ قرارات.

وتسهم تقنيات التعلّم في مجال الحوسبة العصبونية بأتمتة عملية إنشاء، وتوليف دوال العضوية وتقليص الوقت المستغرق لتحقيق ذلك مع الارتقاء بأدائها بأقل كلفة ممكنة عند مقارنتها مع التيار الذي يوظف الخبرة الميدانية إلى قواعد منطقية، ودوال عضوية، والذي يعاني بصورة عامة من مسألة طول الفترة الزمنية لاستخلاص مفردات الخبرة، وقولبتها، مع ارتفاع كلف تحقيق ذلك (Fuller,1995).

وتتم عملية اكتساب المعرفة بالشبكات العصبونية الاصطناعية، بصورة آلية عبر خوارزمية الامتداد الراجع Backpropagation Algorithm. بيد أن عملية التعلّم تعاني من بطء شديد، مع صعوبة قدرتنا على تحليل الشبكة بسبب خاصية الصندوق الأسود. وينشأ عن ذلك غياب إمكانية استخلاص المعرفة البنيوية (القواعد المنطقية) من الشبكة العصبونية التي مرّت بعملية التدريب والمران من جهة، أو إدراج معلومات إضافية إلى بنيتها الرياضية، بما يسهم في تبسيط إجراءات التعلّم من جهة أخرى.

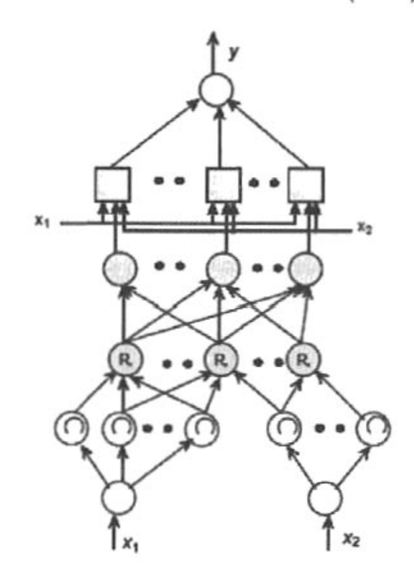
أما النظم الخبيرة فتمتلك ميزة أفضل، بسبب قدرتها على تبرير، وبيان المزيد عن بنيتها الرياضية، والمنطقية عند معاينة القواعد المنطقية التي تشكّل مادتها البنيوية. الأمر الذي يوفر أكثر من فرصة سانحة لتعديل، أو الارتقاء بأدائها بواسطة سلسلة عمليات توليف قواعدها. ولكن نظراً للصعوبة التي تصاحب عملية اكتساب المعرفة من مواردها المباشرة، وضرورة تقسيم الحقل الشامل لكل مدخل من مدخلات الأنموذج، إلى مجموعة من القطاعات، فإن استخدامات هذا النوع من الحوسبة الذكية يقتصر على الميادين التي تتوافر حولها معرفة عميقة وكافية، مع محدودية عدد مدخلات الأنموذج المضبّب.

وللتغلب على عقبة اكتساب المعرفة، يتم التوجه صوب بسط الشبكات العصبونية لكي تنجح في استنباط القواعد المضبّبة من البيانات العددية بصورة آلية صرفة.

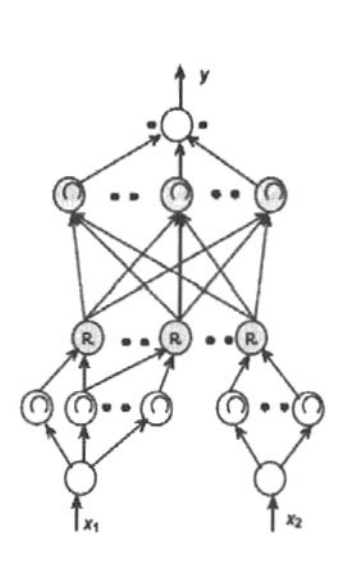
٦-٦-٢ معمارية النظم العصبونية المضبّبة:

تشابه معمارية النظام العصبوني المضبّب بنية الأنموذج المضبّب التقليدي إلى حد كبير. ويستثنى من ذلك، بأن كل مرحلة من مراحل النظام يتم تنفيذها بواسطة طبقة عصبونية مخفية، مع توفير إمكانية التعلم للشبكة العصبونية للارتقاء بمعرفة النظام.

بصورة عامة، تتألف معمارية النظم العصبونية المضبّبة من خمس طبقات - انظر شكل (٦-٣).



شبكة عصبونية مضببة
Takagi-Sugeno



شبكة عصبونية مضببة
Mamdani

شكل (٦-٣) طبقات الشبكة العصبونية المضبّبة

وتتكون معمارية العصبون المضبّب من عصبون متعدد الطبقات، غير أن أوزانه التشابكية يتم التعامل معها على أنها مجموعات مضبّبة، وأن دوال العضوية، والمخرج، ودوال الامتداد تمر بتغيرات وفقاً لهذه المعمارية المستحدثة.

ويكمن الهدف الأساس من هذا الأنموذج في توفير بيئة تفسيرية، بواسطة قواعد لغوية، مع استخدام المعرفة القبلية المرتكزة على القواعد الاستنباطية لتجاوز عقبة البدء من نقطة الصفر (Nauck ,1994).

وسنحاول أن نتوقف قليلاً عند كل طبقة من هذه الطبقات لكي تتكون لدينا فكرة واضحة عن مكوناتها (Abraham,2001).

الطبقة الأولى: طبقة الإدخال Input Layer:

تناظر كل عقدة عصبونية في هذه الطبقة إحدى متغيرات الإدخال. ولا تتم أية عملية حوسبة ضمن هذه الطبقة، حيث تقوم عصبوناتها بنقل المدخلات مباشرة إلى الطبقة الثانية، وتكون أوزان الارتباط فيها مساوية (١) على الدوام.

الطبقة الثانية: طبقة التضبيب Fuzzification Layer:

ويشكل كل عصبون في هذه الطبقة دالة عضوية مدخل للعنصر الشرطي بالقاعدة المضبَبة. إن إحدى الطرق الشائعة المستخدمة لبناء هذه الطبقة العصبونية تكون عبر وصف دوال العضوية كنقاط منفصلة Discrete Points. وعليه، فإن القاعدة المنطقية ستأخذ الصيغة التالية:

$$IF...X_1..Is..A_1...AND..X_2...Is...A_2.....THEN..Y...Is...B$$

إن مجموعة رموز (A) تصف إمكانية توزيع شرط العبارة المنطقية $X...Is...A$. ويتم تعريف كل عقدة مخفية بوصفها نقطية مضبَبة مرجعية في فضاء الإدخال.

وتسهم هذه الطريقة في تقريب مجموعة من الدوال المتصلة، وتعتمد درجة الخطأ بصورة كبيرة على عدد النقاط المنفصلة المستخدمة (Fuller,1995).

وهناك طريقة أخرى أفضل من سابقتها يستخدم فيها مزيج من دالة، أو دالتين الشبيهة بالحرف (S)، مع دالة خطية لوصف كل دالة من دوال العضوية في طبقتي التضبيب، وإزالة التضبيب.

ويمكن إمرار معاملات هذه العصبونات ضمن عملية تـدريب ومـران لتوليـف المظهر النهائي لدوال العضوية وموقعها في حقل الموازنة المنطقية.

بصورة عامة، تتألف بنية معظم طبقات التضبيب من عدد ثابت من العـصبونات، بيد أن هذا الأمر لا يلغي إمكانية إضافة المزيد من العصبونات، أثناء عملية التـدريب والمران، وفي ضوء القيم العددية لمخرجات الطبقة.

الطبقة الثالثة: طبقة العنصر الشرطي للقاعدة Rule Antecedent Layer:

وتمثل كل عقدة عصبونية – في هذه الطبقة – العنصر الشرطي للقاعدة المضبّبة المستخدمة. وتعكس مخرجات هذه الطبقة قوة الاتقاد للقاعدة المضبّبة المناظرة.

الطبقة الرابعة: طبقة النتيجة المنطقية للقاعدة Rule Consequent Layer:

تناط بالعقدة العصبونية في هذه الطبقة مهمتان، الأولى: ربط العناصر الـشرطية للقواعد، والثانية: تحديد الدرجة التي تنتمي لها الشروط إلـى المخرجـات اللغويـة المناظرة. وتساوي عدد العقد العصبونية الموجودة في هـذه الطبقـة عـدد القواعـد المنطقية المستخدمة.

الطبقة الخامسة: طبقة إزالة التضبيب Defuzzification Layer:

تكمن الوظيفة الجوهرية لهذه الطبقة في تقييم القواعد المنطقية المستنبطة. ويمثل كل عصبون من عـصبونات هـذه الطبقـة النتيجـة المنطقيـة للقـضية الـشرطية ($THEN...Y...Is...B$). ويمكن إنجاز دالة عضويته، عبر ضم دالة، أو دالتـين مـن الدوال الشبيهة بحرف (S) مع دالة خطية. ويمكن تحديد يقين كل نتيجة منطقية للقضية الشرطية، وتعد هذه القيمة وصفاً لمدى انطباقها مع القواعد المضبّبة التي تمتلك نتـائج منطقية مقاربة لها.

ويمثل وزن ارتباط كل مخرج من هذه العصبونات، مركز ثقل دالة عضوية النتيجة المنطقية. ويمكن احتساب القيمة النهائية الحدية لمخرج الأنموذج بواسطة طريقة مركز الثقل Center of Gravity.

تهدف عملية إزالة التضبيب في الشبكات العصبونية الاصطناعية التقليدية إلى بسط الأوزان التشابكية، و/أو قيم المدخلات، و/أو المخرجات المطلوبة بالمقارنة مع قيم مضبّبة. ويظهر نمط مختصر للبسط في الجدول التالي.

جدول (٦-١٠) إزالة التضبيب في الشبكات العصبونية المضبّبة

نوع الشبكة العصبونية المضبّبة	الأوزان	المدخلات	المخرجات
النوع الأول.	حدية	مضبّبة	حدية
النوع الثاني.	حدية	مضبّبة	مضبّبة
النوع الثالث.	مضبّبة	مضبّبة	مضبّبة
النوع الرابع.	مضبّبة	حدية	مضبّبة
النوع الخامس.	حدية	حدية	مضبّبة
النوع السادس.	مضبّبة	حدية	حدية
النوع السابع.	مضبّبة	مضبّبة	حدية

تستخدم الشبكات العصبونية المضببة من النوع الأول – بكثرة – في: مسائل تصنيف متجهات المدخلات المضبّبة إلى الصنف الحدي(Ishibuchi,etal.,1993). أما الشبكات التي تقع ضمن الأنواع (٢،٣،٤) فتستخدم في: تنفيذ القواعد المضبّبة من نوع (IF-THEN) (Ishibuchi,etal.,1994). أما بالنسبة للأنواع الثلاثة الأخيرة (٥،٦،٧)، فإنها تعد غير واقعية. ففي النوع الخامس تكون المخرجات دائماً أعداداً حقيقية لأن كلاً من الأوزان التشابكية والمدخلات هي أعداد حقيقية. وبالنسبة للنوعين

(٦،٧)، فإن عملية إزالة تضبيب الأوزان لا تكون ضرورية لأن القـيم المـستهدفة لا تكون أعداداً حقيقية (Ishibuchi,etal.,1993).

ولكي تتضح أمامنا طريقة تنفيذ القواعد المضبّبة في النظام العصبوني المـضبّب، سنحاول أن نتابع ما سيحصل مع مجموعة القواعد التجارية المنطقية التالية:

RULE 1:
IF Prime Rate is HIGH and DJIA is HIGH THEN Dollars Purchase is LOW
RULE 2:
IF Prime Rate is LOW and DJIA is LOW THEN Dollars Purchase is HIGH

ويمكن إعادة قولبة هذه القواعد وفق الصيغ المستخدمة بالمنطق المضبّب كما يلى:

RULE 1:
If X1 Is High And X2 Is Low Then Y Is High 0.8
RULE 2:
IF X1 Is Medium And X2 Is High THEN Y Is Medium 0.5

وتمثل القيمة العددية الموجودة في نهاية القاعدة المنطقية الوزن الأولي للقاعـدة، وسوف يتم ضبط مستواها المناسب عند نهاية عملية التدريب والمـران. وإذا كانـت جميع القواعد تمتلك الموضوع نفسه (Y) بالنسبة للنتيجة المنطقية للقضية الشرطية، فإن الحاجة ستقتصر على عقدة عصبونية واحدة فحسب.

أما عملية تدريب النظام العصبوني المضبّب فتباشر عملها، بقيم أولية، يسعى إلى تحديدها أحد ذوي الخبرة في الميدان التطبيقي الذي تتعلق به المسألة. بعد ذلـك تـتم عملية توليفها باستخدام خوارزمية تدريب تتألف من الخطوات التالية:

- الخطوة الأولى: تحديد عينة بيانات الإدخـال، وحـساب قـيم المخرجـات المناظرة لها.

- الخطوة الثانية: حساب الانحراف بين قيم المخرجات، والقيم المستهدفة.
- الخطوة الثالثة: تباشر عملية تعديل قيم أوزان الاشتباك العصبي، ودوال العضوية.
- الخطوة الرابعة: عند بلوغ عدد ثابت من الدورات، نشرع بإلغاء القواعد، وعقد دوال العضوية، التي لا تمتلك قيمة معنوية، ثم نشرع بإضافة أخرى.
- الخطوة الخامسة: إذا كان الانحراف بالنتائج أكبر من قيمة التفاوت المسموح به فنعاود العمل على الخطوة الأولى من جديد، وبعكسه ينتهي العمل على الخوارزمية.

وعندما يهبط مستوى الانحراف، دون قيمة التفاوت المسموح به، فإن الأوزان التشابكية النهائية تعكس التغييرات الحاصلة في القواعد المنطقية الأولية، ودوال العضوية. فإذا كان وزن القاعدة الذي حصلنا عليه قريباً من الصفر، فإن القاعدة لا تمتلك تأثيراً معنوياً في النظام، ويمكن استبعادها من قاعدة القواعد المنطقية المصاحبة للأنموذج، دون أن تحدث هذه العملية تأثيراً في النتائج النهائية (Yu,etal.2003).

كذلك، فإن مظهر، وموقع دوال العضوية على معيار القواعد المنطقية في كل من طبقتي التضبيب، وإزالة التضبيب يمكن أن يولّف بصورة دقيقة عبر ضبط معاملات العصبونات المقيمة في هاتين الطبقتين أثناء مرحلة التدريب والمران.

٦-٦-٣ النظم المضبّبة الجينية Genetic Fuzzy Systems:

إن أكثر النظم المضبّبة الجينية انتشاراً بميدان الحوسبة الذكية هي تلك التي تتألف من نماذج ترتكز على اعتماد القواعد المضبّبة في بناء معماريتها الرياضية والمنطقية (Cordon,etal.,2001). وتوظف الخوارزميات الجينية في هذه النماذج لممارسة مهام التعلم، وتوليف مكونات قواعد المعرفة المصاحبة لهذه النظم.

ويكمن حجر زاوية استخدام الخوارزميات الجينية في قدرتها المميزة في مضمار عملية التعلّم التطوري Evolutionary Learning Process التي تسهم في عمليـــة أتمتـــة توليد قواعد المعرفة المصاحبة لهذا النوع من النظم، والتي يمكن أن تعد مـــسألة مـــن مسائل البحث أو الأمثلية.

وفي ضوء هذه المعالجة النظرية لمسألة الأمثلية، فإن مهمة إيجاد قاعدة المعرفـــة المناسبة لمسألة من المسائل الاقتصادية المطروحة، ستوازي عملية إيجـــاد معـــاملات قاعدة المعرفة المضبّبة (التي تشمل القواعد المـــضبّبة، ودوال العـــضوية)، ولغـــرض حساب قيم أفضل المعاملات بضوء خاصية الأمثلية.

وتشكل معاملات القاعدة المعرفية فضاء المعالجة الأمثلية، والذي سيتم تحويله إلى وصف جيني مناسب، يمكن لعملية البحث الجيني معالجته في ضوء الآليـــات الـــسائدة فيها.

وتبدأ الخطوة الأولى على طريق تصميم النظم المضبّبة الجينية، في اتخاذ قـــرار بصدد الجزء الذي سيقع خيارنا عليه لكي تمـــارس عليـــه آليـــة الأمثليـــة بواســـطة الخوارزميات الجينية. ويعتمد هذا القرار – إلى حـــد كبيـــر – علـــى موضـــوعين متناقضين يرتبطان بكفاءة البحث، ومستوى التقسيم الذي نفكر بالوصول إليه.

فتقليل فضاء البحث، ينشأ عنه زيادة ملحوظة، مع الارتقاء بكفاءة عملية الـــتعلّم. بيد أننا بالمقابل قد نواجه مسألة وصولنا إلى حلول شبه أمثلية Sub-Optimal. من جهة أخرى، فإن زيادة حدود فضاء البحث – الذي سيـــستوعب جميـــع مفـــردات القاعـــدة المعرفية بعيداً عن عمليات التقسيم والتشظية – سيوفر لنا حلولاً أمثلية، بيد أنه سيعاني من جهة أخرى من عقبة التباطؤ، وتدني الكفاءة إلى حدود منخفضة جداً.

إن هذه الموازنة الصعبة بين الخيارات المطروحة أمامنا - عند التعامل مع مسألة من المسائل - ستوافر لنا أكثر من خيار، في تصميم النظم المضبّبة الجينية في ضـــوء الخصائص الذاتية لكل منها.

بداية نود القول: بأن من الضروري جداً التمييز بين مسائل التوليــف والــتعلّم. فالتوليف أشد التصاقاً بالسمة الأمثلية للنظم المضبّبة الجينية المرتكزة علـــى القواعــد المعرفية، في حين تشكّل عملية التعلّم طريقة تصميم مؤتمتة لمجموعة قواعد مــضبّبة تبدأ من نقطة الصفر.

وترتكز عمليات التوليف على فرضية توافر قواعد مقايسة منطقية متوافرة ســلفاً، وتمتلك هدفاً موضوعياً يهدف إلى إيجاد مجموعة مـــن المعـــاملات الأمثليـــة لـــدوال العضوية و/أو دوال المقايسة. من جهـــة أخـــرى، فـــإن عمليـــات الـــتعلّم تمـــارس مجموعة من عمليات البـــحث المحكمة في فضاء قـــواعد الـــمقايـــسة المنطقيـــة، أو جميع مفردات قاعدة المعرفة، دون أن تعتمد على مجموعة من القواعد المعـــدة ســـلفاً (Lee, M. A,etal.,1993).

٦-٦-٣-١ التوليف الجيني Genetic Tuning:

تعد عمليتا توليف دوال المقايسة، ودوال العضوية المضبّبة من المسائل المهمة في تصميم النظم المضبّبة الجينية (Cordon,etal.,2001). ويتم تكييف هذين النوعين مـــن الدوال بواسطة الخوارزمية الجينية وفقاً لدالة التوافق التي تحدد الخاصية التـــصميمية بصورة قابلة للقياس الكمي.

أ- توليف دوال المقايسة:

تقوم دوال المقايسة التي تطبق على مدخلات، ومخرجات النظم المضبّبة الجينيـــة المرتكزة على القواعد، بتسوية فضاءات المعالجة التي تم من خلالهـــا تعريـــف دوال

العضوية المضبّبة. وتتم عملية حساب معاملات دوال المقايسة بواسطة معامل منفرد للمقايسة، أو الحدود الدنيا أو العليا للقيد في حالة المقايسة الخطية، أو بواسطة معامل أو مجموعة عوامل تمديد/ تقليص في حالة دالة المقايسة غير الخطية (Gudwin,etal.,1998).

ويتم تكييف هذه المعاملات بحيث يطابق مقياس الفضاء الشامل للبحث حدود المتغير. ويتألف النهج المألوف لهذا النوع من العملية بواسطة تكيّف معامل إلى أربعة معاملات – التي تعرف دالة المقايسة – لكل متغير من المتغيرات.

ب- توليف دوال العضوية:

في حالة توليف دوال العضوية، فإن كل فرد من أفراد الكروموسومات يمثل جميع قاعدة البيانات، حيث يسهم الكروموسوم في تشفير دوال العضوية المصاحبة للعبارات المنطقية. ويكون أكثر أشكال دوال العضوية الشائعة في دائرة النظم المضبّبة الجينية المرتكزة على القواعد المنطقية من النوع المثلثاتي (Karr,1991)، أو الدالة ذات الشكل الرسغي (Kinzel,etal.,1994)، أو الدالة الجاوسية (Gurocak, 1999).

يتراوح عادة عدد المعاملات المطلوبة – لكل دالة عضوية – بين معامل إلى أربعة عوامل، حيث يكون كل من هذه العوامل بصيغة مشفرة رقمية، أو حقيقية (Satyadas,etal.,1995)، (Van L.,1995).

ويتميز الكروموسوم في النظم المضبّبة الجينية بخصائص وصفية – كما في حالة استخدام القواعد اللغوية المنطقية – أو التقريبية – كما في حالة استخدام المتغيرات المضبّبة – ففي حالة توليف دوال العضوية في الأنموذج اللغوي المنطقي يتم تشفير كامل القطاع المضبّب إلى كروموسومات، يصير إلى تكييفها جميعاً لغرض إدامة شمول بنيتها اللغوية في المنظومة المرتكزة على قواعد المنطقية. ومن جهة ثانية: فإن توليف دوال العضوية بالأنموذج التقريبي يعد تجريداً مباشراً لتعلّم قاعدة المعرفة

بسبب القيام باستكمال تعريف القواعد المنطقية بواسطة دوال عضويتها، بدلاً من الإشارة إلى حدود لغوية صرفة في قاعدة بياناتها (Setness,etal.,2000).

٦-٣-٦-٢ التعلّم الجيني Genetic Learning:

يفترض التعلم الجيني (المرتكز على قواعد المنطقية) بأن دوال العضوية للمجموعة المضببة (التي تم تعريفها مسبقاً في قاعدة البيانات)، يمكن أن يتم بواسطة مؤشرات منطقية صرفة (Cordon,etal.,2001).

وينطبق هذا النوع من التعلم على النظم المضبّبة الجينية الوصفية فقط دون غيرها. وهناك ثلاثة طرق لممارسة عملية التعلّم على القواعد المنطقية، حيث إما يتم وصفها بواسطة مصفوفة علائقية Thrift,1991 Relational Matrix، أو بواسطة جدول القرارات Decision Table (Pham,etal.,1991)، أو بواسطة قائمة من القواعد (Gonzalez,etal.,1999).

يتم اللجوء إلى الوصف بواسطة المصفوفات العلائقية، أو جداول القرارات بتطبيقات محدودة نسبياً، فى حين يكثر استخدام قائمة القواعد بتطبيق شيفرات مختلفة لكل قاعدة من القواعد المستخدمة. و يتم وصف القواعد بهذه الطريقة بواسطة تشفير القواعد بخيوط ثنائية ذات طول محدود.

٦-٦-٤ الشبكات العصبونية المضبّبة - الجينية Genetic Fuzzy Neural Networks:

بالرغم من أن أكثر النظم شيوعاً هي النظم المضبّبة الجينية، فقد ظهرت في الآونة الأخيرة أشكال جديدة، وأثبتت نجاحها في أرض الواقع التطبيقي. وتعد الشبكات العصبونية المضبّبة - الجينية، نتيجة مباشرة لإضافة قدرات التعلّم الجيني، أو التطوري إلى النظم التي تسعى إلى تكامل أداء الشبكات العصبونية مع بيئة المنطق المضبّب.

ونلاحظ أن جل النظم المستحدثة في البحوث المنتشرة بالأدبيات العلمية التطبيقية، تتناول إضافة قدرات التعلّم الجيني إلى شـبكات عـصبونية، ذات معماريـة متعـددة الطبقات المخفية، وبتغذية أمامية، يصاحبها بيئة منطقية مضبّبة، توسع من دائرة دقـة نتائجها، فتجعلها أكثر قرباً من الواقع الذي تصفه (Chung,etal.,2000). وينتج عن هذه العملية التهجينية شبكة عصبونية متعددة الطبقات، ذات تغذية أمامية، تمتلك خـصائص جينية، ومضببة في آن واحد (Russo,2000).

توظف الشبكات العصبونية الجينية – المضبّبة أعداداً مـضبّبة لوصـف الأوزان التشابكية، وتقوم بإجراء العمليات المضبّبة في العقد العصبونية للشبكة، و/أو تدمج العقد المضبّبة التي تصف دوال العضوية.

إضافة إلى ذلك، فإن عملية التعلّم تعتمـد – إلـى حـد كبيـر – علـى تطبيـق الخوارزميات الجينية للحصول على الأوزان التشابكية للشبكة العصبونية الاصطناعية، ولضمان تكيف دوال التحويل للعقد العصبونية، و/أو ضمان تكيف طوبولوجيا الـشبكة العصبونية (Linkens,etal.,1995).

وقد كثر في هذه الأيام استخدام الخوارزميات الجينية في ميدان تصميم الـشبكات العصبونية الاصطناعية وفي عدة محاور شملت:

- إيجاد حلول أمثلية لطوبولوجيا الشبكة العصبونية.
- توظيف خوارزميات التدريب والمران الجيني في دائرة الشبكات العصبونية.
- اختيار أمثل معاملات التحكم بخصائص الشبكة العصبونية.

ففي الحالة الأولى: تستخدم الخوارزميات الجينية لاختيار المعمارية المثلى للشبكة العصبونية (عدد الطبقات المخفية، عدد العقد المخفية، ونمط الترابط الشبكي). أما في الحالة الثانية: فيتم التعامل مع عملية تدريب ومران الشبكة العصبونية، بوصفها مسألة

حل أمثلي للأوزان التشابكية. وتطبق على هذا الأساس طريقة مقلوب متوسط الخطأ بوصفه معياراً للتوافق الجيني المأمول.

أما بالنسبة للحالة الثالثة: فتوافر لنا فرصة خصبة لحلول مثلى بواسطة الخوارزميات الجينية لمسائل مثل: معدّل التعلّم، ومعدل الزخم، ومستوى التفاوت المسموح به أثناء ممارسة عملية التطبيق الميداني، وغيرها من المسائل.

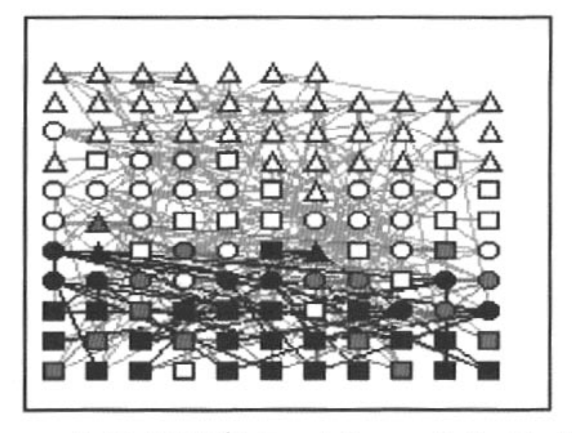
٦-٦-٤-١ الشبكات العصبونية المولّدة بطريقة جينية:

تتألف الطريقة المستخدمة بكثرة في أتمتة تصميم معمارية الشبكات العصبونية الاصطناعية من مرحلتين من المراحل المتكيفة:

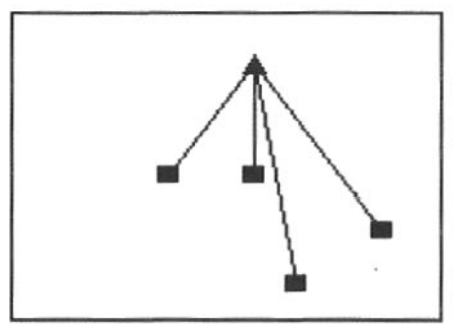
المرحلة الأولى: البحث الجيني خلال البيانات المدخلة، وأفق التنبؤ Horizon Forecast، وفضاء معمارية الشبكة العصبونية، ومعاملات التحكم، لغرض اختيار أفضل الحلول الممكنة.

المرحلة الثانية: التعلّم بواسطة آلية الامتداد الراجع خلال شبكات منفردة لتقييم المعماريات العصبونية المنتخبة في كل حالة.

تبدأ هذه الطريقة بالمجموعة الجينية الأولية للشبكة العصبونية، ثم تبدأ عملية التوليد العشوائي للشبكة العصبونية (انظر الشكلين ٦-٤، ٦-٥).



شكل (٦-٤) المجموعة الجينية الأولية للشبكة العصبونية



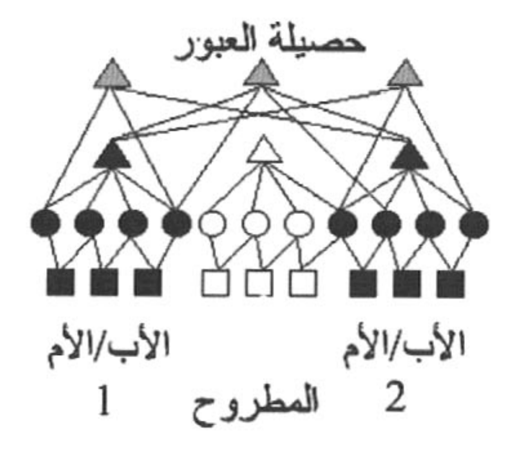
شكل (٦-٥) إحدى أشكال الشبكات المولّدة بصورة عشوائية

يمثل كل مربع عقدة إدخال عصبوني، أما المثلث فيمثل نقطة إخراج عــصبوني. وستستمر الشبكات العصبونية بالنمو، وستدرج مجموعات إضافية من العقد العصبونية المخفية نتيجة لنشوء مجموعة جِينية جديدة.

وستأخذ عقد الإدخال العصبوني، بصورة عشوائية، مجموعة من قــيم الإدخــال الميدانية المخصصة لعملية التدريب والمران لتدرجها في الشبكة. أما نقاط الإخــراج فستعمد إلى انتقاء أفق للتنبؤ من المخرجات، وتستخدم البيانات المصاحبة بوصفها قيماً مستهدفة.

بعدئذ ستمر المجموعة الجينية الأولية للشبكات العصبونية، خلال الدورة النشوئية الأولى. وستتضمن كل دورة تعلّم جميع أفراد المجموعة الجينية للشبكات العصبونية، مع مجموعة أزواج بيانات الإدخال والإخراج. ثم تقارن مخرجات الشبكة مع القيم المستهدفة، وستضبط الأوزان التشابكية لضمان التنظيم المأمول للمدخلات والمخرجات عبر تقليل نسبة الانحراف إلى حدودها الدنيا.

وعند نهاية كل دورة من دورات التعلّم، تباشر عملية تقييم مستوى الشبكات العصبونية، وفقاً لجملة من الخصائص النوعية المحددة بصورة مسبقة، مثل قدراتها على التعميم في ظل حالات ميدانية متفرقة. ويصير إلى استبعاد الشبكات التي ثبت ضعفها، وتهافت أداؤها من المجموعة الجينية، في حين تستبقى الشبكات التي تتميز بمعامل توافق عال، وتنتخب لعملية عبور جديدة، لتوليد نسل للجيل الجديد.



شكل (٦-٦) عملية تزاوج أفضل أبوين من الشبكات العصبونية لتوليد نسل جديد.

هناك أكثر من طريقة لعبور شبكات الأب/الأم، إحداها عبر إنتاج نسل جديد عبر تزاوج أفضل أبوين من الشبكات العصبونية، وأكثرهما امتلاكاً لمستوى التوافق – انظر شكل (٦-٦). وتستخدم عقد المخرجات العصبونية للأبوين على أنها عقد عصبونية مخفية للنسل، والتي سترث فيما بعد المعرفة المكتسبة بواسطة الأبوين.

ويتم في بعض الأحيان، إدخال التزاوج، لضمان عدم وقوع الشبكات العصبونية في ميدان القيمة الصغرى الموضعية خلال عملية التعلّم. وتكمن إحدى طرق التزاوج بمعالجة عشوائية للأوزان التشابكية الخاصة بالشبكات ذات المستوى التنافسي المنخفض، بعد تغيير نهج ضم المدخل في بيانات الإدخال، و/أو أفقهم التنبؤي.

ويبدو مما ذكر بأنه يمكن استخدام الخوارزميات الجينية بالحلول الأمثلية للشبكات العصبونية بميادين التنبؤ والتصنيف. ويوفر هذا النوع من الاستخدام فرصة مناسبة للائتلاف المناسب بين بيانات الإدخال، وأفضل أنماط أفق التنبؤ المتوافرة للمسألة، والوصف الأمثل لمعمارية الشبكة العصبونية، والترابطات الداخلية المقيمة بين عقدها العصبونية، والأوزان التشابكية فيما بينها، ومعاملات التحكم (معدّل التعلّم، ومعدّل الزخم، ومستوى السماح).

ويتحقق كل ذلك في ضوء بيانات التدريب و المران المستخدمة، والخصائص النوعية التي تم تحديدها بصورة مسبقة للمسألة.

مراجع الفصل السادس

1- Abraham, A., Cerebral Quotient Of Neuro Fuzzy Techniques _ Hype Or Hallelujah?, School of computing & Information Technology,2001, http://www.ajith.softcomputing.net.

2- Babuska ,R., Neuro-Fuzzy Methods for Modeling and Identification, In A. Abraham, L.C. Jain, and J. Kacprzyk, editors, Recent Advances in Intelligent Paradigms and Applications, Springer-Verlag, Heidelberg, 2002.

3- Chiaberge, M. , G. Di Bene, S. D. Pascoli, B. Lazzerini, A. Maggiore, & L.M. Reyneri ,Mixing Fuzzy, Neural and Genetic Algorithms in an Integrated Design Environment for Intelligent Controllers, Neural Network Architectures for Control of Flexible Arms Project,1999.

4- Chung, I.-F. ,C. J. Lin, & C. T. Lin, A GA-Based Fuzzy Adaptive Learning Control Network, Fuzzy Sets and Systems, 112(1):65–84, 2000.

5- Cordon, O., F. Herrera, F. Gomide, F. Hoffmann, & L. Magdalena, Ten Years of Genetic Fuzzy Systems: Current Framework and New Trends, E.T.S. Ingenieros de Telecomunicaci´on Universidad Polit´ecnica de Madrid, 28040, 2001.

6- Fu,L., Neural Networks in Computer Intelligence, 1st Edition, McGraw Hill, Newyork,1994.

7- Fuller, R., Fuzzy Logic And Neural Nets In Intelligent Systems, In C. Carlsson ed., Information Systems Day, TUCS General Publications, Vol. 17, Turku Centre for Computer Science, Abo, , 1999 .

8- Gonzalez, A. & R. Perez. SLAVE: A Genetic Learning System Based On An Iterative Approach. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 7(2):176–191, 1999.

9- Gudwin, R., F. Gomide, & W. Pedrycz, Context Adaptation In Fuzzy Processing And Genetic Algorithms, International Journal of Intelligent Systems, 13(10/11):929–948, 1998.

10- Gurocak, H. B. , A Genetic-Algorithm-Based Method For Tuning Fuzzy Logic Controllers. Fuzzy Sets and Systems, 108(1):39–47, 1999.

11- Ishibuchi, H. & H. Tanaka, Approximate Pattern Classification Using Neural Networks, In: R.Lowen And M.Roubens Eds., Fuzzy Logic: State Of The Art, Kluwer, Dordrecht, 1993, 225-236.

12- Ishibuchi, H. ,H. Okada & H. Tanaka, Interpolation Of Fuzzy IF-THEN Rules By Neural Networks, International Journal of Approximate Reasoning, 10,1994.

13- Karr, C. , Genetic Algorithms For Fuzzy Controllers, AI Expert, 6(2):26–33, 1991.

14- Kinzel, J. , F. Klawoon, & R. Kruse, Modifications Of Genetic Algorithms For Designing And Optimizing Fuzzy Controllers, In Proc. First IEEE Conference on Evolutionary Computation (ICEC'94), pages 28–33, Orlando,FL, USA, 1994.

15- Lee ,S.C. & E.T. Lee, Fuzzy Neural Networks, Math.BioSci., Vol.23, pp. 151-177, 1975.

16- Lee ,S.C. & E.T. Lee, Fuzzy Sets and Neural Networks, Journal Cybernetics, Vol.4, pp.93-103, 1974.

17- Lee, C.H. , J.L. Hong, Y.C. Lin, & W.Y. Lai, Type-2 Fuzzy Neural Network Systems And Learning, International Journal of Computational Cognition , Volume 1, Number 4, Pages 79–90, December 2003.

18- Lee, M. A. & H. Takagi ,Integrating Design Stages Of Fuzzy Systems Using Genetic Algorithms, In Proc. Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE'93), pages 613–617, San Francisco, USA, 1993.

19- Linkens, D. A. & H. O. Nyongesa, Evolutionary Learning In Fuzzy Neural Control Systems. In Proc. Third European Congress on Fuzzy and Intelligent Technologies (EUFIT'95), pp. 990–995, Aachen, Germany, 1995.

20- Lucas,C. & Y. Milov, Conflicts As Emergent Phenomena Of Complexity, A Pre-Print Of A Paper Presented At The Ukrainian Conflict Resolution Association Seminar November 1997, Kiev, Ukraine.

21- Nauck ,D. & R. Kruse , Choosing Appropriate Neuro-Fuzzy Models, In: Proc. EUFIT'94, Aachen, pp. 552-557, 1994.

22- Nauck ,D., A Fuzzy Perceptron as a Generic Model for Neuro-Fuzzy Approaches, In: Proc. Fuzzy Systeme'94, 2nd GI Workshop, Munich, Siemens Corporation, October 1994.

23- Pham, D. T. & D. Karaboga, Optimum Design Of Fuzzy Logic Controllers Using Genetic Algorithms, Journal of Systems Engineering, 1:114-118, 1991.

24- Russo, M., FuGeNeSys: A Fuzzy Genetic Neural System For Fuzzy Modeling. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 6:373-388, 2000.

25- Satyadas, A. & K. KrishnaKumar, EFM-Based Controllers For Space Attitude Control: Applications And Analysis, In Herrera and Verdegay, pages 152-171,1995.

26- Setness, M. & H. Roubos, GA-Fuzzy Modeling And Classification: Complexity And Performance. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 8(5):509-522, 2000.

27- Thrift, P., Fuzzy Logic Synthesis With Genetic Algorithms, In Proc. Fourth International Conference on Genetic Algorithms(ICGA'91), pages 509-513, San Diego, USA, 1991. Morgan Kaufmann.

28- Van L., Evolutionary Fuzzy Clusterin,. In Proc. Second IEEE Conference on Evolutionary Computation (ICEC'95), volume 2, pages 753-758, Perth, Australia, 1995.

29- Yu,W. & X. Li, Fuzzy Neural Modeling Using Stable Learning Algorithm, Proceedings of the American Control Conference, Denver, Colorado June 4-6, 2003.

30- Tesfatsion ,L., Agent-Based Computational Economics: A Constructive Approach To Economic Theory, Economics Department, Iowa State University, IA 50011-1070, December 2004.

31- Flake, G.W., The Computational Beauty of Nature: Computer Explorations of

32- Fractals, Chaos, Complex Systems, and Adaptation ,The MIT Press, Cambridge, MA,1998.

33- Epstein, J., & R. Axtell, Growing Artificial Societies: Social Science from the Bottom Up, MIT Press/Brookings, MA,1996.



الفصل السابع

التطبيقات الميدانية للذكاء المحوسب في قطاعات التجارة والأعمال

٧-١ مقدمة:

قبل سيادة آليات الحوسبة المعلوماتية بمختلف مستوياتها، كان العاملون في ميادين التجارة والأعمال يمارسون أنشطتهم التجارية في بيع وشراء السلع بالاعتماد على ملكة الحدس الاقتصادي التي يتمتعون بها.

ومع ازدياد حجم التعامل التجاري، ونمو رؤوس الأموال المستثمرة في العمليات الاقتصادية المختلفة، بدأت الحاجة تتزايد إلى وجود أدوات، وأساليب جديدة تسهم في زيادة الأرباح، مع تقليل نسبة المخاطرة، أو إبعاد شبحها عن دائرة التعاملات الاقتصادية.

وقد بدأ نهج التحليل الإحصائي بالتربع على قائمة الأدوات المستخدمة بالتعامل مع متغيرات المنظومة الاقتصادية، وبوشر باستخدام آليات تحليل الانحدار Regression Analysis بنوعيه الخطي، واللاخطي في محاولة لتوقع التغيرات المحتملة بالمتغير الاقتصادي، وتحليل طبيعة التوجهات الجديدة في السوق خلال الفترة القادمة.

ثم بدأ التوجه صوب تحليل السلاسل الزمنية Time Series Analysis التي وفرت أدوات، وطرق رياضية، وإحصائية تستطيع اقتناص الأنماط الموسمية السائدة في المتغيرات الاقتصادية، وتحديد البعد الزمني المحتمل لتكرار حدوثها، والزج بنتائج هذه التحليلات الرياضية، والإحصائية ضمن بنية نماذج المتوسط المتحرك Moving Average، أو نماذج الانحدار الذاتي Autoregressive، أو نماذج تجمع بينهما

Autoregressive Moving Average بعدة درجات (نماذج من الدرجة الأولى، والثانية، والثالثة، ... إلخ).

لم تبرهن أي من هذه الآليات، والتقنيات الرياضية، والإحصائية بأنها أداة تنبؤ متماسكة، ومحكمة في كثير من الميادين التطبيقية. وقد ناقش المحللون الاقتصاديون جدوى استخداماتها، ونقاط القوة، والضعف التي تتميز بها كل مجموعة من هذه النماذج. بيد أنها رغم كل ما يثار حولها من غبار، تبقى أداة لا بد منها لتوقع التغيرات المستقبلية المحتملة في المنظومة الاقتصادية، ويمكن أن توظف بوصفها أداة يسترشد بنتائجها، بنسب متفاوتة، عند صنع القرارات الاستثمارية.

ولقد بدأت الحوسبة المعلوماتية الذكية ببسط نفوذها على مساحات كبيرة من المعالجات الاقتصادية، بعد أن برهنت على نجاحاتها المتكررة في ميادين تقنية مختلفة. فظهرت نماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية التي حاولت محاكاة الآليات السائدة في العقل البشري، وقدراته الفائقة في التكيف مع الواقع الذي يقطن فيه، ثم جاء المنطق المضبّب الذي نجح بالتعامل مع مساحات اللايقين التي يحفل بها الواقع الذي نعيشه. وبرزت الخوارزميات الجينية التي حاولت محاكاة الآليات الجينية التي نجحت في عمليات النشوء والانتخاب لسلالات جينية متفوقة.

لقد حاول الباحثون المعلوماتيون والاقتصاديون، كل من ميدانه، الزج بهذه التقنيات المستحدثة في ساحة المنظومة الاقتصادية، في محاولة لزيادة القدرة على التنبؤ بالمتغير المستقبلي، وتحليل مكونات المتغير الاقتصادي لتعميق فهمنا بنسيجه المعقد.

وستبقى النماذج الرياضية، والإحصائية، والعصبونية، والمضببة، والجينية في سجال دائم حول إثبات الأصلح للتعامل مع المتغير الاقتصادي. بيد أن الحكم الحاسم سيكون دائماً بجانب قدرة كل نوع من أنواعها في التعامل مع البيانات الميدانية، وفي بعد زمني محدد، وتوفير بيئة مناسبة للتنقير عن ماهية المتغير، أو التنبؤ بقيمته المحتملة في المستقبل القريب.

٧-٢ التنبؤ الاقتصادي:

التنبؤ هو: آلية رياضية تسعى إلى توليد مجموعة من المخرجات، بعد معالجة مجموعة مدخلات، ضمن إطار أنموذج يضم مجموعة العلاقات الرياضية والمنطقية السائدة فيما بينها.

بصورة عامة، تتألف مجموعة مدخلات أنموذج التنبؤ من بيانات ميدانية تمتد على بعد زمني يتلاءم مع طبيعة الأنموذج المعتمد، والدقة التي نتوخاها من البيانات التي سيوفرها لنا أنموذج التنبؤ. وتفترض آلية التنبؤ وجود تناظر بين أنماط التغاير الحاصل في مجموعة مدخلات الأنموذج التي تمثل بيانات سابقة، والأنماط المتوقعة لمخرجات الأنموذج التي تصف القيم المحتملة للتغير في المستقبل القريب.

وتسعى نماذج التنبؤ إلى اكتشاف سبب التغير الحاصل في البيانات التاريخية من خلال عمليات السبر والتحليل، ثم تحاول صياغة موارد التغير في أنموذج رياضي يمكن استخدامه للتنبؤ بقيم المتغيرات خلال بعد زمني محدد، وبعد افتراض دوام سريان أنماط العلة السائدة في البيانات السابقة في الفترة الزمنية المستقبلية.

تعد آلية التنبؤ من العمليات المهمة في دائرة التخطيط، ومحاولة تلمّس التغيرات المستقبلية المحتملة. وتتوافر أكثر من آلية للتنبؤ تعتمد في كثير من جوانبها على الآليات الإحصائية مثل: المتوسط المتحرك Moving Average، والتمهيد الأسّي (Exponential Smoothing، والسلاسل الزمنية Time Series، ونماذج الانحدار Regression، والنماذج الاقتصادية بمستوياتها المختلفة.

ويعاني كل أنموذج من هذه النماذج من محددات قد تنشأ عن البنية الرياضية، أو الإحصائية التي تتكون منها مادته، أو موارد تقلل من البعد الموضوعي للأنموذج نتيجة للفرضيات التي تم اعتمادها عند إنشاء الأنموذج وحساب متغيراته (Shim,etal.,1988).

٧-٢-١ قراءة سريعة لمبادئ التنبؤ:

يعد التنبؤ أحد الآليات المهمة في ميدان استشراف المتغيرات المستقبلية التي تعصف بجل مكونات المنظومة الاقتصادية العالمية (Armstrong,etal.,1999). وتتغير مقومات قائمة التنبؤ التي تسعى المؤسسة الاقتصادية بالحصول عليها في ضوء طبيعة المهام التي تمارسها، وما تخطط له أن يكون ضمن استراتيجيتها المستقبلية.

فقد ترغب إدارة المنظومة الاقتصادية في التنبؤ بحجم، ومعدل النمو المتوقع في السوق، أو في سلعة من السلع المعروضة فيه. أو تريد تحديد الأفعال، وردودها المحتملة لمجموعة من مراكز صنع القرار الاقتصادي؛ مثل: الجهات المنافسة، والمجهزين، والجهات التي تنهض بأعباء التوزيع والتسويق، والمؤسسات الحكومية، أو الجهات التي تقيم معها شراكات وتحالفات.

وفي كل حالة من هذه الحالات، فإن النتائج التي توفرها آليات التنبؤ بجميع مستوياتها ستسهم في توفير بيئة مناسبة لتحديد الأنماط الاقتصادية المستقبلية، وإعداد تخمينات للأرباح المستقبلية، وحجم الطلب المتوقع على السلع بالسوق، وطبيعة المتغيرات التي ستحكم الأسواق المالية، وغيرها من المتغيرات الاقتصادية الأخرى.

٧-٢-٢ مناهج التنبؤ:

يتألف التنبؤ من مجموعة مناهج، وطُرق تم استنباطها من موارد الخبرة الميدانية بمجال الاختصاص، وموارد البيانات الإحصائية، أو الميدانية المتوافرة. وتسعى الجهات التي تعمل في ميدان التنبؤ بالوصول إلى مستويات متقدمة من التكامل بين هذين الموردين لضمان توقعات مستقبلية تقارب المشهد الاقتصادي المحتمل (Armstrong,etal.,1998).

يظهر في جدول (٧-١) وصفاً مختصراً لأهم المناهج، والطرق السائدة في ميادين التنبؤ بصورة عامة، والتنبؤ الاقتصادي بصورة خاصة (Armstrong,2001).

جدول (٧-١) أهم المناهج والطرق السائدة بميادين التنبؤ

المنهج أو الطريقة	التفاصيل
طرق ترتكز على ملكة الحكم.	تعتمد هذه الطرق على استقصاء آراء الغير إزاء مواقف يومية متباينة، مثل: تقييم إقبال المستهلكين على شراء بضاعة محددة.
طريقة لعب الأدوار.	تسهم في التنبؤ بسلوك الأفراد، وطبيعة تواصلهم مع الآخر المقيم ضمن ذات البيئة الاقتصادية. ويتم ذلك عبر محاكاة سلوك الآخر في ظل أنماط مختلفة من الحوافز والمؤثرات السلوكية الاصطناعية.
طريقة آراء الخبراء والمتخصصين.	تستقصى آراء مجموعة من الخبراء والمتخصصين بحقل من الحقول الاقتصادية (٥-٢٠ خبيراً) بصورة مستقلة، ثم يصير إلى إعداد موازنة بين هذه الآراء في ضوء مستوى الخبرة الذي يتمتع به كل منهم للوصول إلى رأي موحد يجمع بين هذه الآراء مجتمعة.
طريقة التحليل المشترك.	يتألف التحليل المشترك من: محاولة التنقير عن صلة مباشرة بين مفهوم من المفاهيم الاقتصادية، وعوامل أخرى سائدة في البيئة. وتباشر هذه الآلية من خلال أنموذج تصميم التجارب (على سبيل المثال) للوصول إلى طبيعة العلاقات المعنوية بين مختلف المتغيرات السائدة، والمفهوم الذي تناولته الدراسة لكي يسترشد بنتائجها في صياغة سياسة اقتصادية محددة.
طريقة توسيع دائرة القرار.	يصير إلى إنشاء أنموذج تحول من خلاله الأحكام الذاتية إلى أحكام موضوعية. وتبدأ العملية بإجراء تحريات ميدانية تسترشد بآراء الخبراء حول أنماط الاستهلاك المستقبلي (على سبيل المثال)، ثم يعد التنبؤ المستقبلي الموازي له. بعدئذ تترجم هذه المعلومات إلى مجموعة من القواعد التي يمكن الاسترشاد بمضامينها بإعداد تنبؤات مستقبلية مشابهة بكلف متدنية.
نهج يرتكز على أساليب إحصائية.	توظف البيانات التاريخية (السلاسل الزمنية مثلاً) المتوافرة عن المتغير الاقتصادية في دراسة الأنماط والدورات الزمنية التي يمر بها المتغير، وسبل إزالة التشويش المصاحب للمتغيرات تمهيداً لإعداد نماذج إحصائية تتنبأ بطبيعة الدورات اللاحقة.
النظم الخبيرة.	تتألف النظم الخبيرة من: برمجيات توظف آليات الذكاء الاصطناعي في ترجمة الخبرة الميدانية للعاملين بميادين التجارة والأعمال إلى مجموعة

المنهج أو الطريقة	التفاصيل
	من القواعد المتعاقبة والتي تتم حوسبة معادلاتها في ضوء شروط ينشؤها مهندس المعرفة بعملية تقطير لمفردات المعرفة الموجودة لدى الخبير، تمهيداً لإجراء التنبؤ على حالات مستقبلية مقاربة.
النماذج الاقتصادية.	توظف فيها المعرفة القياسية بالاقتصاد في وصف منظومات اقتصادية محددة عبر تطبيق مجموعة من المعادلات، المعايير لوصف طبيعة العلاقات والثوابت التي تحكم التغيرات السائدة فيها. تتباين النماذج الاقتصادية في طبيعة التعقيد الرياضي، أو المنطقي الذي تتسم به في ضوء العمق المفاهيمي للمعالجة، ودقة نتائج التنبؤ الذي نتوقع الحصول عليه من خلال تطبيقها على أرض الواقع.
نظم الحوسبة الذكية.	تعتمد نماذج التنبؤ التي ترتكز على توظيف آليات الحوسبة الذكية إلى استخدام نهج جديدة تحاول محاكاة جملة من الآليات الذكية الطبيعية مثل: آلية الحوسبة العصبونية في دماغ الإنسان، أو الحوسبة الجينية التي تحاكي منظومة النشوء والارتقاء في الجنس البشري، وآلية المنطق المضبب التي تشابه إلى حد كبير التعامل اليومي لتوفير بيئة مناسبة للتنبؤ بالمتغير الاقتصادي المستقبلي.

وهناك أكثر من عامل يحكم قرارنا بصدد استخدام طريقة محددة من طرق التنبؤ المذكورة في الجدول أعلاه. وتلعب المعرفة التي تتوافر لدينا عن الأسس النظرية التي ترتكز عليها الطريقة، أو طبيعة البيانات الاقتصادية المتوافرة لدينا عنها، ومستوى الدقة التي نتوخاها من تطبيق نتائج التنبؤ دوراً في اختيار المنهج المناسب للحالة قيد الدرس.

وبصورة عامة، فإن أهم الخطوط العريضة التي تسهم باختيار الطريقة المناسبة تتركز على ما يلي:

١- في حالة غياب البيانات الميدانية الكافية تصبح الطرق التي ترتكز على ملكة الحكم، وطريقة لعب الأدوار، أو آراء الخبراء، والمتخصصين الحل المناسب لتوفير قرارات تنبؤ يمكن اعتمادها للوصول إلى إجابات سريعة.

٢- إذا توافرت بيانات كافية - مع وجود بعض الفجوات في حقب متفرقة - يمكن الاعتماد على أنموذج الشبكات العصبونية الاصطناعية الذي يمتلك قدرات رياضية فريدة تمكنه من تجاوز هذا النوع من القصور في بعض حقب البيانات المتوافرة.

٣- إذا كانت البيانات المتوافرة خصبة وتمتد على بعد زمني طويل، آنذاك تبرز أمامنا فرصة اختيار التنبؤ عبر توظيف الطرق الإحصائية، وبالخصوص آليات السلاسل الزمنية.

٤- إذا لم تتوافر لدينا صورة واضحة المعالم عن طبيعة العلاقات المقيمة بين متغيرات المنظومة الاقتصادية (التي نريد التنبؤ بنمط تغيراتها المستقبلية)، تبرز نماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية التي تتعامل معها بآلية الصندوق الأسود الذي لا يفتقر إلى معرفة مسبقة لتحليل مكونات المنظومة، أو استخدام السلاسل الزمنية التي تحاول اقتناص النمط السائد في البيانات التاريخية بعيداً عن محاولة التنقير في العلاقات التفصيلية السائدة بين متغيراتها.

٥- إذا توافرت لدينا معلومات عميقة بطبيعة المتغيرات التي تؤثر بصورة جوهرية في المنظومة الاقتصادية، ومعرفة بماهية العلاقات التي تربط فيما بينها، تصبح آليات الاقتصاد القياسي، ونماذجه الرياضية حلاً مناسباً للحصول على نتائج تنبؤ ملائمة.

٦- إذا لم تتوافر لدينا حدود واضحة بين المتغيرات التي تحكم المنظومة الاقتصادية، مع وجود مساحات مضبّبة عند محاولة وصف متغيراتها، يصبح

المنطق المضبّب مرشحاً مناسباً للتعامل معها، وبدعم من نماذج الشبكات العصبونية.

٧- في حالة توافر أكثر من حل لمسألة التنبؤ الموجودة بين أيدينا ، ونريد الوصول إلى الحل الأمثل، تبرز الخوارزميات الجينية بوصفها حلاً مثالياً يوفر لنا فرصة اختيار التنبؤ الأمثل من بقية الحلول المطروحة أمامنا.

٨- في حالة وجود تعقيد ملحوظ في بنية متغيرات المنظومة الاقتصادية، وغياب الفهم الدقيق لماهيتها، فمن الضروري التفكير بنظم الحوسبة الذكية - الهجينة التي توظف أكثر من آليات لسد الثغرات في الآليات المرافقة لها، ولكي تتوافر فرصة الارتقاء بدقة نتائج التنبؤ.

٧-٢-٣ مؤشرات عامة عن التنبؤ بواسطة الشبكات العصبونية الاصطناعية:

هناك مجموعة من الخطوط العامة التي يتوجب علينا الالتزام بها لضمان صياغة أنموذج شبكة عصبونية فاعل للتنبؤ الاقتصادي، بصورة خاصة، أو أي نوع من أنواع نماذج التنبؤ بصورة عامة. وتشمل هذه الخطوط العامة ما يلي:

١- يجب أن نكون -على الدوام- على قناعة تامة بعدم إمكانية الوصول إلى أنموذج مطلق في قدرته على التنبؤ بنتائج مستقبلية دقيقة، مهما كانت طبيعة الصياغة التي تألف منها. لذا، بدلاً من التأكيد على دقة نتائج التنبؤ فحسب، ينبغي أن نأخذ بعين الاعتبار جملة من المسائل الأخرى، منها استخدام معيار لقياس جودة انطباق التوافق، أو تكثيف عمليات التدريب والمران للأنموذج على البيانات الميدانية المتوافرة، أو القبول جزئياً بنتائج التنبؤ غير الدقيقة، لتحقيق

بعض الأهداف التي نصبو إليها، مع تحديد مقاييس معيارية أكثر قبولاً نسترشد بها لصياغة نماذج أكثر موضوعية لمعالجة مسائل مقاربة.

٢- ينبغي أن نلتزم بنهج موضوعي في جمع البيانات الخاصة بنموذج التنبؤ، وتنظيمها، مع إجراء معالجات مسبقة قبل اعتمادها في عمليات المعايرة لإزالة مصادر التشويش التي قد تكون مصاحبة لها. وتمتلك هذه الأنواع من المعالجات المسبقة تأثيراً مباشراً في دقة النتائج المستحصلة من أنموذج التنبؤ. وعلى هذا الأساس يلعب تحليل الحساسية Sensitivity Analysis دوراً مهماً في اختيار مدخلات الأنموذج، وإزالة الموارد الفائضة من مجموعة الإدخال.

٣- لا ينبغي أن نعتقد بأن اعتماد آلية الشبكات العصبونية الاصطناعية هو الخيار الأمثل في عمليات التنبؤ الاقتصادي، لأنها ليست الآلية الوحيدة المتاحة بهذا المضمار، كما أن معيار الأفضلية موصول مباشرة بطبيعة البيانات المتوافرة، ومتطلبات صياغة الأنموذج، والغاية من عملية التنبؤ الاقتصادي ذاتها. لذا، يجب علينا في البداية إجراء تحليل تنبؤي مسبق لكي تتضح أمامنا صلاحية النماذج المقترحة، ونوع السلاسل الزمنية التي نفكر بتبنيها.

٤- تعتمد عملية صياغة أنموذج الشبكات العصبونية الاصطناعية، وتدريبه – في كثير من الأحيان – على نهج المحاولة والخطأ. لذا، فإن الاقتصار على مستوى منفرد من المعالجات للبيانات قد لا يكون كافياً. لذا، قد يتطلب الأمر اعتماد مبدأ تقسيم البيانات الميدانية إلى عدة مجموعات، لكي تتضح أمامنا طبيعة الأنماط السائدة فيها، وتتذلل الصعوبات أمام اختيار المعمارية المناسبة لأنموذج الشبكة العصبونية المناسب، وآلية التدريب والمران.

٥- إن نماذج الشبكات العصبونية الأفضل هي: تلك التي تتفوق في آلية حوسبتها، ودقة نتائجها على بقية النماذج المقترحة في جميع قطاعات تطبيقه على بعد زمني واسع. بمعنى آخر، كلما توافرت للأنموذج معرفة عميقة بأرضية

المتغيرات- التي يحاول استثمارها في إعداد التنبؤ المطلوب- كان الأنموذج قادراً على توفير مخرجات يمكن الركون إليها في اتخاذ قرارات مستقبلية مأمونة.

٦- تتباين حدود النتائج المقبولة لنماذج التنبؤ باختلاف طبيعة الجهة التي تستثمر نتائجها. فالعاملون بالقطاع الأكاديمي يميلون إلى دقة عالية، أما العاملون بميادين الصناعة فيقبلون بنتائج متوسطة الدقة لتحقيق ما ينشدون. وبصورة عامة، فإن الكثير ممن يستثمرون نتائج نماذج التنبؤ الاقتصادي ينشدون تحقيق أمثل ربحية اقتصادية من نتائجها. لذا، فالأنموذج المقبول لديهم هو ما يضمن تحقيق هذا المطلب.

٧-٢-٤ خطوات إنشاء أنموذج تنبؤ بالشبكات العصبونية الاصطناعية:

هناك أكثر من نهج لتصميم معمارية الشبكات العصبونية الاصطناعية، وتبني الآلية المناسبة لتدريبها ومرانها على البيانات الميدانية. ويتألف أكثر النهج ملاءمة لنماذج التنبؤ الاقتصادي من سبع مراحل تشكّل الخطوات الجوهرية، والصحيحة للحصول على أنموذج مناسب لهذا النوع من المسائل.

وسنحاول أن نناقش كل مرحلة من هذه المراحل لكي تتضح معالم الطريق أمام العاملين في ميادين التنبؤ الاقتصادي (عند استخدامهم لهذا النوع من النماذج في دراساتهم وبحوثهم الميدانية).

الخطوة الأولى: المعالجة الأولية للبيانات:

تفتقر البيانات الميدانية- بصيغتها الخام- إلى جملة من المعالجات الأولية لكي تكون صالحة للاستخدام في أنموذج الشبكات العصبونية الاصطناعية. وفي ضوء متطلبات المسألة المطروحة ينبغي أن ننتقي نمط البيانات المناسبة (سواء كانت قراءات

يومية، أو أسبوعية، أو شهرية، أو فصلية) بحيث تتناسب مع معمارية الأنموذج الـــذي نفكر بتشكيل بنيته الرياضية.

لقد تجلى لكثير من الباحثين بأن زيادة حجم البيانات، وامتداد بعدها الزمني قـــد لا يسهم في تحسين دقة نتائج التنبؤ (Zhou,1995)، لذا تبرز أمامنا أهمية تفحّص البيانات للوقوف على العوامل المؤثرة عن بعد في طبيعة التغاير السائد فيها، والتي تحول دون قدرة أنموذج الشبكة العصبونية على إجراء تنبؤ دقيق للمسألة.

ورغم كون هذا الأنموذج يقع في دائرة أدوات التقريب الشاملة، بيد أنه يعجز في كثير من الأحيان عن التعامل مع بعض أنماط السلاسل الزمنية ما لـــم نجـــر عليهـــا معالجات أولية مثل: إزالة التأثير الموسمي Deseasonalizing الذي قد يتواجد بكثافـــة في بعض أنواع البيانات، أو التوجه نحو ملء فراغات الأيام التي لم تتم فيها عمليـــات تجارية بقيم مقاربة لأيام سابقة (Kolarik,etal.,1994).

وقد اقترح بعض الباحثين ثلاثة طرق لتجاوز عقبة غياب البيانـــات الاقتـــصادية وعدم وجود أنشطة تداول تجاري في بعـــض الأيـــام المتفرقـــة (Heinkel,etal.,1988) تشمل:

- إهمال الأيام التي لم يحصل فيها نشاط تجاري من سلسلة البيانات.
- إدراج قيمة صفر إزاء الأيام التي لم يحدث فيها نشاط تجاري.
- صياغة أنموذج خطي يمكن استخدامه لحساب قيمة افتراضية للنشاط التجـــاري في مثل هذه الأيام.

وفي كثير من الحالات يلجأ الباحثون إلى تثبيت تقويم أيام النشاط التجاري بدلاً من التقويم الشهري التقليدي، لتجاوز مثل هذه الحالات عند المعالجـــة الأوليـــة للبيانـــات الميدانية.

الخطوة الثانية: اختيار مدخلات الأنموذج ومخرجاته:

تأتي الخطوة الثانية لاختيار المتغيرات التي سيتم التعامل معها على أنها مدخلات لأنموذج التنبؤ، والمتغير، أو المتغيرات التي ستعد مخرجات معتمدة على حقل التغيــر في المدخلات المنتخبة.

يستخدم في نماذج السلاسل الزمنية ثلاثة أنساق من التغير بالبيانات عند صــياغة النماذج من البيانات: ($x_t - x_{t-1}$ ، $\log x_t - \log x_{t-1}$ ، $\frac{x_t - x_{t-1}}{x_{t-1}}$). يضاف إلى ذلــك وجود حاجة من هذه النماذج لسلاسل زمنية ثابتة Stationary Time Series فــي حــين نلاحظ أن جل السلاسل الزمنية الاقتصادية، بصيغتها الخام، لا تمتاز بهذه الخاصية.

بيد أن نماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية تستطيع التعامــل مــع الــسلاسل الزمنية بوصفها هدفاً لعملية التنبؤ التي نعمل عليها، وتمتلك القــدرة علــى اســتنباط الأنماط السائدة فيها. وسيتم استنباط العلاقــات المقيمــة بــين مــدخلات الأنمــوذج ومخرجاته من البيانات ذاتها، وبعيداً عن الصياغات التي يتم إعدادها مسبقاً فــي بقيــة أنواع نماذج التنبؤ الاقتصادي. كذلك، يمكن اعتماد مؤشرات أخرى في الأنموذج مثل: المتوسط المتحرك، لبضعة أيام، أو لمدة (٣٠) يوماً على سبيل المثال، أو ضم مجموعة مؤشرات للارتقاء بدقة نتائج الأنموذج العصبوني المعتمد.

الخطوة الثالثة: تحليل الحساسية:

يستخدم تحليل الحساسية لتحديد أكثر المــدخلات حــساسية بالنــسبة لمخرجــات الأنموذج، تمهيداً لاستبعاد المدخلات التي لا تمتلك تأثيراً معنوياً فــي نتــائج التنبــؤ المتوقعة. وتسهم عملية تحليل الحساسية في تقليل حجم المعالجة الرياضية التي تتطلبها معمارية أنموذج الشبكة العصبونية، وتقليص البعد الزمني المطلوب لعمليــة التــدريب والمران.

ويرتكز مبدأ توظيف هذه الآلية على تبني مجموعة من عمليات التدريب والمران باستخدام مجموعة من المتغيرات على أنها مدخلات للأنموذج العصبوني، ثـم تباشـر عملية مقارنة أداء كل مجموعة من هذه المجموعات. فإذا لم يكن هناك ثمـة تـأثير بوجود المتغير، أو عدمه، يمكن أن يعد المتغير خالياً من التأثير المعنوي في حـساسية الأنموذج. وعليه، يمكن استبعاده من معماريته المقترحة.

وبدلاً من تغيير عدد المدخلات، يمكن اللجوء إلى مراقبة التغييـرات المـصاحبة لتغيير قيم المدخل ذاته بالزيادة أو النقصان على أدائه في ضوء سلـسلة جديـدة مـن عمليات التدريب والمران. وبالطريقة نفسها إذا لم نلحظ أي تغيير معنوي في نتـائج التنبؤ يمكن استبعاد المتغير من معمارية الشبكة العصبونية.

بالمقابل قد تبرز أمامنا عقبة من نوع آخر (عندما تكون البيانات شحيحة) بحيـث ينعكس ذلك الأمر بتعقيد إضافي في معمارية الأنموذج العصبوني، فتعمل الشبكة على استرجاع البيانات Memorizing بـدلاً مـن تعميمهـا ضـمن معماريـة الأنمـوذج (Mozer,etal.,1989).

الخطوة الرابعة: تنظيم البيانات:

تسهم المعالجة الأولية للبيانات في تحديد هدف عملية التنبؤ الاقتصادي، وماهيـة المدخلات التي سيتم استخدامها في معمارية الأنموذج العصبوني. بيـد أن مـا نـود الإشارة إليه هو: إن سيل البيانات التاريخية التي قد تقع بين أيدينا قد لا تمتلك التـأثير المعنوى نفسه في نتائج التنبؤ.

فقد يكون المتغير الاقتصادي أكثر تقلباً في بعض الأوقات، فى حين تسوده فترات ثبوت في أحيان أخرى. وفي حالة تبني فرضية التأثيرات الجوهرية للتقلب الـسعري في نتائج التنبؤ الاقتصادي، يمكن أن نلجأ إلى التركيز على فترات محددة من البيانات المتوافرة، وإعادة تغذيتها لأنموذج الشبكة العصبونية، وغض البـصر عـن فتـرات

أخرى، واستبعادها عن عملية التدريب والمران. وبهذا المنهج نكون قد مارسنا المقاربة التي تعتمد في أنموذج السلاسل الزمنية التي نفترض فيها وجود أنماط متكررة في البيانات، يمكن أن تعاود الحدوث في دورات مستقبلية.

يضاف إلى ذلك إمكانية اعتماد مبدأ تقسيم البيانات (بعد إعادة تنظيمها) إلى ثلاثة أقسام، يستخدم القسم الأول في: تدريب الأنموذج العصبوني، أما القسم الثاني فيستخدم في: مرحلة إثبات سريانه Validation، في حين يترك القسم الثالث: لمعالجات أخرى قد تتطلبها عمليات تغيير جزئي في معمارية الأنموذج.

الخطوة الخامسة: بناء الأنموذج العصبوني:

تبدأ هذه الخطوة باختيار المعمارية المناسبة للأنموذج العصبوني المقترح. فيتم اختيار عدد المدخلات، وعدد الطبقات المخفية، ودالة التنشيط، إضافة إلى تحديد عدد العقد العصبونية في كل طبقة من طبقاتها المختلفة.

وهناك تقارب كبير بين نماذج التنبؤ التقليدية، ونماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية في أن زيادة تعقيد الأنموذج قد لا تؤدي إلى زيادة دقة نتائج التنبؤ. لذا، فمن الضروري اختيار معمارية مبسطة، تقلّ فيها عدد الطبقات العصبونية، والعقد المقيمة عليها لضمان أداء أفضل، وخلو الأنموذج من التعقيد الذي قد يوهم الأنموذج بأن التنبؤ قد نجح في توليد بيانات لا تزيد عن كونها استرجاعاً لمعلومات تمت تغذيتها بمرحلة التدريب والمران (Baum,etal.,1989).

ولكي نكون قد نجحنا في بناء أنموذج عصبوني للمسألة الاقتصادية المطروحة، ينبغي علينا الموازنة بين خاصيتي التقارب Convergence والتعميم Generalization لكي نجعله أكثر نجاحاً في عملية التنبؤ.

ويبدو بأن عملية اختيار عدد العقد العصبونية في الطبقة المخفية يعتمد إلى حد ما على عددها في طبقة الإدخال. ويتراوح عددها بين (١) (كحد أدنى)، أو يزيد على

عدد المدخلات بـــ (١). ينبغي البدء بطبقة مخفية واحدة، وزيادة عددها في حالة عدم تحقيق معمارية الأنموذج قـــراءات تنبـــؤ أكثـــر قربـــاً للبيانـــات الميدانيـــة (Hecht-Nielsen,1990).

وتلعب معمارية الشبكة، وقيم الأوزان المستخدمة، دوراً ملموساً في تحديد الدقـــة التقريبية للأنموذج العصبوني. بيد أن النهج السائد يميل باتجاه اختيار قـــيم عـــشوائية للأوزان الابتدائية، ويصير إلى وضع محددات تمنع الشبكة من الوقوع في فخ الأمثلية الموضعية بعيداً عن بقية البيانات (Wang,1995).

لقد بدأت – في السنوات الأخيرة– أكثر من محاولة ناجحة لـــزج الخوارزميـــات الجينية في ميدان بناء نماذج الشبكات العصبونية. وقد توجهت صوب:

(١) توظيف الخوارزمية الجينية للبحث عن المعمارية الأمثل للـــشبكة العـــصبونية الاصطناعية، ولاستخدام ميداني محدد.

(٢) تحقيق الأداء الأمثل للأنموذج عبر اقتران الخوارزمية الجينية معها في البحث عن التنبؤ الأمثل بالحالة المطلوبة.

الخطوة السادسة: التحليل والتقييم اللاحق:

تأتي هذه المرحلة بعد اكتمال العمل على صياغة الأنموذج العصبوني، وتدريبـــه على البيانات، والحصول على بعض نتائج التنبؤ الاقتصادي. فالنتائج الجيدة لا تعنـــي دائماً الحصول على أنموذج تمتد صلاحيته على مدى معقول.

كما ينبغي التدقيق بنتائج عملية التنبؤ، ومقارنتها مع البيانات الميدانية لكي نقـــف على حدود سريان تطبيقه الميداني، وتحديد متى تبرز الحاجة إلى إعادة تدريبه علـــى بيانات جديدة أفرزها واقع العملية الاقتصادية.

وتبقى مسألة توليد نتائج التنبؤ من الصندوق الأسود لأنموذج الشبكة العصبونية عقبة كبيرة أمام اقتناع العاملين بميادين التجارة والأعمال للاقتناع بصلاحيته للتنبؤ بالمتغير الاقتصادي.

لذا، لن تتوافر لدينا مبررات مقبولة لقدرة الأنموذج على التنبؤ من خلال تحليل بنيته المعمارية، أو قيم المعاملات المستخدمة فيه، كما هو الحال في بقية أصناف النماذج المستخدمة بهذا المضمار. من أجل هذا، ستبقى نماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية عصيّة على الفهم، ويصعب على الإدارات المالية القبول بها. وتبقى العقبة ملقاة على عاتق العاملين بهذا الميدان في جعل هذه الإدارات أكثر اقتناعاً بها، إما عن طريق توليد ثقة بدقة نتائجها، أو إجراء تحويرات في بنيتها الرياضية بحيث تصبح أقرب إلى الفهم (Benitez,etal.,1997).

الخطوة السابعة: تزكية أنموذج التنبؤ العصبوني:

لكي يكون الأنموذج العصبوني (ذو موثوقية عالية) ينبغي ألاّ نقتصر على تحديد معمارية واحدة تستخدم مع جميع الحالات الاقتصادية المطروحة، بل مجموعة شبكات تنطبق كل منها على طيف محدد من البيانات.

وعلى هذا الأساس تتم تزكية النماذج العصبونية وفق محورين:

المحور الأول: الأفضل لهذا الحين Best-so-far والذي يمثل أفضل أنموذج تم التوصل إليه بعد اختبار البيانات الميدانية المتوافرة، وهو: الأنموذج الذي نأمل أن يكون الأفضل بالتنبؤ الاقتصادي في حدود المستقبل القريب المنظور.

المحور الثاني: مجموعة نماذج لتجاوز عقبة وجود أكثر من أنموذج بمعمارية وعقد عصبونية تصلح للتنبؤ بالحالة الاقتصادية المطروحة.

لذا، سنلجأ في المحور الثاني: إلى طرح مجموعة منتخبة من النماذج العصبونية (لأن أنموذجاً بمفرده لا يمكن أن يعد دليلاً قطعياً على تزكية وترسيخ صلاحية

الأنموذج العصبوني). فهناك على الدوام أنموذج عصبوني آخر يمكن الوصول إليه عبر تغييرات محتملة في معمارية الشبكة، أو آلية التدريب والمران، بحيث يبقى أمامنا على الدوام خيارات مفتوحة لنماذج أكثر تكيفاً مع الحالة المطروحة في دائرة التنبؤ الاقتصادي.

٧-٢-٥ مثال تطبيقي على استخدام الشبكات العصبونية بميادين التنبؤ الاقتصادي:

بعد أن اكتملت رحلتنا مع مناقشة الأسس الرياضية التي ترتكز عليها عمليات التنبؤ بواسطة الشبكات العصبونية الاصطناعية، بات من الضروري إيراد مجموعة من الأمثلة التطبيقية بميادين التجارة والأعمال لكي يتعمق اقتناعنا بأهمية هذه الآلية المحوسبة الذكية في هذا الميدان الحيوي.

مثال تطبيقي:

سنحاول أن نورد مثالاً تطبيقياً، يتضح من خلاله الفرق بين أنموذجين للتنبؤ، أحدهما: باعتماد طريقة الانحدار الخطي، والآخر: باستخدام الأنموذج العصبوني.

لقد قام القسم المالي في إحدى المؤسسات الاستثمارية الكندية بإعداد دراسة تنبؤية استثمرت بياناتها البيانات المتوافرة في صياغة أنموذج انحدار خطي للتنبؤ بالنمو الفصلي لإجمالي الناتج المحلي الكندي (GDP) للفترة من ١٩٧٨ ولغاية الفصل الثاني من عام ١٩٩٨(Lamy,1999). بالمقابل قامت مجموعة أخرى بإنشاء أنموذج عصبوني لوصف المتغيرات الاقتصادية نفسها (Gonzalez ,2000).

وسنحاول خلال هذا المثال بيان بنية الأنموذجين مع المقارنة بين نتائج التنبؤ التي تم الحصول عليها من كل منهما.

بداية لقد نجح (Lamy) بتطوير أنموذج انحدار خطي للتنبؤ بقيمة إجمالي النتاج المحلي الفصلي خلال الفترة التي استوعبتها معايرة الأنموذج، وكانت معاملات الأنموذج مستقرة عند تقييم أنموذج الانحدار خلال فترة الدراسة.

تألف الأنموذج من ستة متغيرات هي:

Lt-1 معدل النمو الفصلي لمعامل التمويل الكندي.

Et نمو التوظيف (الحالي).

Et-1 نمو التوظيف لفصل سابق.

Ct معامل اتحاد ثقة المستخدم (الحالي).

Rt-9 الفرق الابتدائي لمعدل الفائدة ــ طويل الأمد.

Ft-3 الفرق الابتدائي لموازنة الميزانية الحكومة الفدرالية (ثلاثة أشهر سابقة).

وقد أضيفت إليهم أربعة متغيرات وهمية Dummy Variables لغرض التحكم بالفصول الأربعة (هي D1,D2,D3,D4). وقد استخدمت (٦٢) مشاهدة امتدت من الربع الأول لعام ١٩٧٨ ولغاية الربع الثاني من عام ١٩٩٣ في صياغة المعادلة الخطية لأنموذج الانحدار التالي:

$$GDPt = -1.695 + 0.075 \cdot Lt\text{-}1 + 0.304 \cdot Et + 0.251 \cdot Et\text{-}1 + 0.019 \cdot Ct - 0.175 \cdot Rt\text{-}9 - 0.320 \cdot Ft\text{-}3 - 1.155 \cdot D1 + 1.168 \cdot D2 - 0.906 \cdot D3 - 0.843 \cdot D4 + et$$

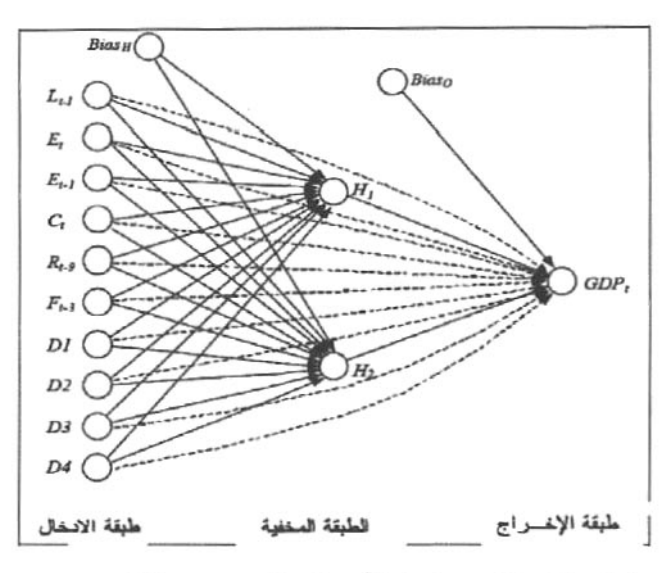
علماً بأن (et) يعكس مقدار المتبقي في الأنموذج المقترح.

من جهة أخرى، تألفت معمارية أنموذج الشبكة العصبونية من (١٠) مدخلات شملت المتغيرات الستة الأصلية لأنموذج الانحدار الخطي، مضافاً إليها المتغيرات الوهمية الأربعة، مع مخرج واحد يناظر المتغير المعتمد في معادلة الانحدار.

ولتلافي مسألة زيادة التعقيد في معمارية الشبكة الاصطناعية، فقد وقع الاختيار على طبقتين مخفيتين، رغم أن مثل هذا الخيار سيعفي الأنموذج العصبوني من إمكانية احتواء التعقيد المقيم بين متغيرات المسألة قيد الدرس.

ويعود اختيار هذه المعمارية المبسطة لغرض تعريف القارئ بالأنموذج العصبوني بعيداً عن التفكير بأنموذج يتسم بدقة عالية.

يظهر في شكل (٧-١) المعمارية المقترحة لأنموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية. وقد تم تبني معمارية شبكاتية مرتبطة بصورة تامة، بحيث ترتبط جميع المدخلات بجميع الوحدات المخفية. كذلك، تم تحديد قيم النزعات الموجهة لكل من الطبقات المخفية BiasH، وطبقة الإخراج BiasO.

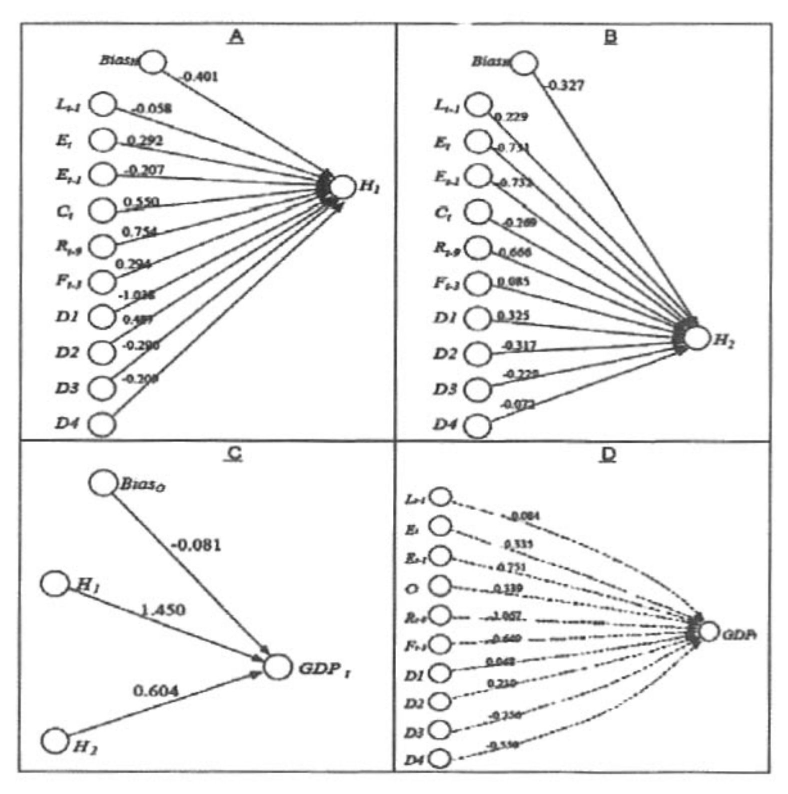


شكل (٧-١) معمارية الأنموذج العصبوني المقترح

استخدمت دالة تنشيط من نوع مماس المقطع الزائد Hyperbolic Tangent مع الطبقات المخفية. وقد تم تقسيم البيانات الميدانية إلى ثلاثة أقسام؛ شمل القسم الأول: مجموعة التدريب (الفصل الأول ١٩٧٨ لغاية الفصل الثاني ١٩٩٣)، والقسم الثاني:

تستخدم بياناتها لإثبات سريان الأنموذج (الفصل الثالث من عام ١٩٩٣ ولغاية الفــصل الرابع ١٩٩٥)، فى حين خصصت بيانات القسم الثالث: لمجموعة الاختبار (الفــصل الأول ١٩٩٦ لغاية الفصل الثاني ١٩٩٨).

وقد عرضت قيم الأوزان لقطاعات الشبكة العصبونية الأربع في شــكل (٧-٢). ويظهر في القطاع (A) قيم الأوزان بين المدخلات والطبقة المخفية الأولى، أما القطاع (B) فتظهر فيه قيم الأوزان بين المدخلات والطبقة المخفية الثانية، وتظهر في القطـــاع (C) قيم الأوزان بين الطبقات المخفية وطبقة الإخراج، أما القطاع (D) فقــد اســتخدم لإبراز الارتباطات من المدخلات باتجاه المخرج النهائي للشبكة.



شكل (٧-٢) قيم الأوزان لقطاعات الشبكة الأربع

والآن سنحاول أن نوفر قيم تنبؤية من الأنموذجين، تمهيداً للمقارنة بينهما. بداية سنفترض بأننا نريد التنبؤ بالناتج الإجمالي المحلي للفصل الثاني من عام ١٩٩٨. وعليه، ستكون قيم المدخلات المطلوبة للأنموذج كالتالي:

D1-D4	Ft-3	Rt-9	Ct	Et-1	Et	Lt-1
٠,٠	٠,٨٤	١,١٣	١,١٤٩٧	٠,٧٥	٠,٦٧	٠,٦٦

ففي حالة استخدام أنموذج الانحدار الخطي، فإن نتيجة التنبؤ ستكون كالتالي:

$$GDPt = -1.695 + 0.075 \cdot (0.66) + 0.304 \cdot (0.67) + 0.251 \cdot (0.75) + 1.9 \cdot (1.1497)$$
$$- 0.175 \cdot (1.13) - 0.320 \cdot (0.84) - 1.155 \cdot (0) + 1.168 \cdot (0) - 0.906 \cdot (0)$$
$$- 0.843 \cdot (0)\ (14)$$
$$= 0.46$$

وفي ضوء توظيف أنموذج الانحدار الخطي، تبين أن النسبة المحسوبة للنمو المتوقع في ناتج الإجمالي المحلي (٠,٤٦%) خلال الفصل الثاني من عام ١٩٩٨، في حين كانت قيمته الواقعية (٠,٤٤%).

أما بالنسبة لأنموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية، فتبدأ الخطوة الأولى باحتساب قيمة الطبقتين المخفيتين، وذلك عن طريق ضرب قيمة كل مدخل من المدخلات مع الوزن المناظر له في قطاع (A) (انظر شكل ٧-٢)، وسنرمز للنتيجة بالرمز (Z1).

$$Z1 = -0.401 - 0.058 \cdot (0.66) + 0.292 \cdot (0.67) - 0.207 \cdot (0.75) + 0.550 \cdot (1.1497)$$
$$+ 0.754 \cdot (1.13) + 0.294 \cdot (0.84) - 1.038 \cdot (0) + 0.487 \cdot (0) - 0.29 \cdot (0) - 0.209 \cdot (0)$$
$$= 1.332$$

ويمكن الحصول على قيمة (H1) عن طريق إدراج قيمة (Z1) في دالة تنشيط مماس المقطع الزائد، وكما يلي:

$$H_1 = TANH(1.332) = \frac{(e^{-0.6999} - e^{-(-0.6999)})}{(e^{-0.6999} + e^{-(-0.6999)})} = \frac{(e^{1.332} - e^{-1.332})}{(e^{1.332} + e^{-1.332})} = 0.8697$$

وبالأسلوب نفسه يمكن احتساب قيمة(H2) باستخدام الأوزان المبينة في قطاع (B).

$$H_2 = TANH(-0.6999) = \frac{(e^{-0.6999} - e^{-(-0.6999)})}{(e^{-0.6999} + e^{-(-0.6999)})} = -0.6043$$

وستكون نتيجة التنبؤ من الأنموذج العصبوني عبارة عن: الترابط الخطـي بـين الطبقتين المخفيتين، (القطاع (C) في الشكل (٧-٢))، والمدخلات المبينة في القطـاع (D) من الشكل نفسه، وكما يلي:

GDPt = -0.081+1.45 ·H1 +0.604 ·H2 +0.084 ·Lt-1 +0.335 ·Et+0.751 ·Et-1 +0.339 ·Ct

-1.067 ·Rt-9 -0.649 ·Ft-3 +0.048 ·D1+0.21 ·D2 -0.256 ·D3 -0.55 ·D4

والآن سنباشر بإدخال القيم الخاصة في الفصل الثاني من عام ١٩٩٨ لنحصل على النتيجة التنبؤية المطلوبة.

GDPt = -0.081 +1.45 ·(0.8697)+0.604 ·(-0.6043)+0.084 ·(0.66)+0.335 ·(0.67)

+0.751 ·(0.75)+0.339 ·(1.1497)-1.067 ·(1.13)-0.649 ·(0.84)+0.048 ·(0)

+0.21 ·(0)-0.256 ·(0)-0.55 ·(0)

= 0.30

بمعنى آخر، فإن أنموذج الشبكة العصبونية قد تنبأ بأن قيمة معـدل نمـو النـاتج الإجمالي الكندي ستكون (٠,٣٠%) خلال الفصل الثاني من عام ١٩٩٨، وهي قيمـة تشير بوضوح إلى تدني دقة الأنموذج على التنبؤ. بيد نود التنويه بأن هـذه المقارنـة الأولية لا توفر معياراً دقيقاً للمقارنة.

لذا، استخدمت ثلاثة معايير لمقارنة القدرة التنبؤية في الأنموذجين، والتي شملت:

١- متوسط الخطأ الصرف Mean Absolute Error.

٢- مربع متوسط الخطأ Mean Squared Error.

٣- معامل التباين[1] Theil Inequality Coefficient.

(١) تتحدد قيمة تباين (*Theil*) بين (٠ و ١) وكلما قاربت قيمة هذا المعامل إلى الصفر ارتفعت دقة التنبؤ.

وتظهر نتائج المقارنة في جدول (٧-٢) بأن أنموذج الشبكة العصبونية أكثر دقة من أنموذج الانحدار الخطي في كل من عينة البيانات الأصلية، والعينة الجديدة. لقد أسهمت الشبكة العصبونية بتقليل الخطأ في التنبؤ بين (١٣) إلى (٢٥%) بالنسبة لعيّنة البيانات الأصلية، وقلّلتها في العينة الجيدة بحدود (٢٠) إلى (٤٠%).

جدول (٧-٢) مقارنة كفاءة التنبؤ بالأنموذجين المقترحين

المتغير	عيّنة البيانات ف١/١٩٧٨ إلى ف٢/١٩٩٣			عيّنة جديدة ف١/١٩٩٦ إلى ف٢/١٩٩٨		
	انحدار	عصبوني	%الفرق	انحدار	عصبوني	%الفرق
متوسط الخطأ الصرف.	٠,٢٦٠٤	٠,٢٢٤١	١٤,٠-	٠,٢٩١٤	٠,٢٢٤٠	٢٣,١-
مربع متوسط الخطأ.	٠,١٠٩٢	٠,٠٨٢٣	٢٤,٦-	٠,١٢٩٥	٠,٠٧٧٤	٤٠,٢-
معامل التباين (Theil).	٠,١٥٥٣	٠,١٣٤٨	١٣,٢-	٠,٢١٦١	٠,١٧٢١	٢٠,٤-

ينبغي أن نتعامل مع أنموذج الشبكة العصبونية الاصطناعية بوصفه مكملاً لأنموذج الانحدار الخطي، وليس بديلاً عنه. لأن هناك الكثير من المعاملات التي لا يمكن للأنموذج العصبوني أن يباشر عمله بدونها، دون أن يسهم الأنموذج الخطي بتوفيرها.

من أجل هذا، ولضمان أفضل أداء بميدان التنبؤ، فإن من الضروري تكاتف نتائج أكثر من أنموذج واحد، لكي يسد كل منهما الثغرات المفاهيمية المصاحبة للأنموذج الآخر.

إن النظرة المتفحصة إلى استخدامات نماذج الانحدار الخطية بمختلف مستوياتها، وإعادة توجيه أنظارنا صوب نماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية، تجعلنا نفكر ملياً بمعايير دقيقة للتعامل مع النماذج الجديدة، مع عدم الإقلاع عن استخدام النماذج الإحصائية التقليدية في ضوء المعايير المفاهيمية التالية:

- تمتلك نماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية القدرة على الارتقاء وتحسين نتائج النماذج الخطية، إذا أثبتت الدراسة المتأنية للبيانات وجود سمة لاخطية بصورة معنوية (Hill,etal.,1993).
- من الضروري التعامل مع نماذج الشبكات العصبونية الاصطناعية على أنها أنموذج تكميلي لنماذج الانحدار الخطي. وعليه، يمكن استثمار نتائج نماذج الانحدار الخطي بوصفها نقطة بداية للعمل على الأنموذج العصبوني.

٧-٢-٦ التنبؤ في ظل أنموذج الخوارزميات الجينية:

تركز الاهتمام- في الفترة الأخيرة- بتوظيف تقنيات الخوارزميات الجينية في ميادين التجارة، والأعمال، وميادين أخرى. ويمكن أن يعزى هذا الاهتمام إلى قدرة هذه الآلية الذكية على التكيف مع معطيات المسألة، إضافة إلى البساطة التي تتسم بها عملية صياغة أنموذجها، وتطبيقه على أرض الواقع. يضاف إلى ذلك، قدرتها على حل المسائل الشائكة، بصورة سريعة مع توفير نتائج يمكن التعويل عليها، ويسهل ربطها مع نماذج المحاكاة الرياضية، إضافة إلى وجود إمكانية ربطها، وتهجينها مع أصناف أخرى من النماذج (Chiraphadhanakul,1997).

وتتوافر أكثر من آلية للتنبؤ تعتمد في كثير من جوانبها على الآليات الإحصائية مثل: المتوسط المتحرك Moving Average، والتمهيد الأسّي Exponential Smoothing، والسلاسل الزمنية Time Series، ونماذج الانحدار Regression، والنماذج الاقتصادية بمستوياتها المختلفة.

ويعاني كل أنموذج من هذه النماذج من محددات قد تنشأ عن البنية الرياضية، أو الإحصائية التي تتكون منها مادته، أو موارد تقلل من البعد الموضوعي للأنموذج نتيجة للفرضيات التي تم اعتمادها عند إنشاء الأنموذج وحساب متغيراته (Shim,etal.,1988).

من أجل هذا يسعى العاملون في ميادين التنبؤ (بصورة عامة)، والتنبؤ الاقتصادي، (بصورة خاصة)، إلى البحث عن نماذج جديدة، ومستحدثة، لتجاوز هذه الإشكاليات، والارتقاء بدقة النتائج المستحصلة من نماذجهم، بحيث تكون أكثر قرباً من أرض الواقع، وتصلح لأن تكون أرضية صلبة يمكن الارتكاز عليها عند التخطيط المستقبلي.

وقد برزت تقنيات الحوسبة الذكية، وتم زجها في أكثر من قطاع عبر توظيف تقنيات مثل: المنطق المضبّب، والشبكات العصبونية، والخوارزميات الجينية، والنظم الخبيرة وأدرجت ضمن قائمة الأساليب المستخدمة بكثرة في قطاع التنبؤ الاقتصادي وتطبيقاته المختلفة.

٧-٢-٦-١ العقبات التي تعترض آليات التنبؤ التقليدية بالمقارنة مع الحوسبة الجينية:

بصورة عامة، تعاني نماذج التنبؤ الاقتصادي التقليدية من جملة عقبات تقلل من قدرتها على توفير بيانات تنبؤ دقيقة.

ويمكن إجمال أهم المشكلات التي قد تنشأ عن آليات التنبؤ التقليدية بالنقاط التالية:

١- يوجد في أنموذج الانحدار الخطي المتعدد، أكثر من متغير مستقل في المعادلة التي تصف نمط التغير فيه. وينشأ عن هذه الظاهرة زيادة مستوى الخطأ المصاحب لنتائج التنبؤ بعد التقليل من قيمة بعض المتغيرات عند إنشاء أنموذج التنبؤ بصياغته النهائية.

٢- يفتقر أنموذج السلاسل الزمنية إلى حجم كبير من البيانات التي تمتد على رقعة زمنية واسعة. وتسهم هذه البيانات في توفير بيئة مناسبة لدراسة الأنماط السائدة في التغير الزمني بالبيانات، مع تحديد طبيعة العلاقات السببية بين بقية العوامل التي لم تتبد بصورة واضحة للعيان. بيد أن هذا الأمر لا يعني احتواء جميع العوامل الحاكمة للتغير في القيم التي يتعامل معها أنموذج التنبؤ فتترك مساحات غير مستكشفة تتدنى عند حدودها قدرة هذا الأنموذج على توفير تنبؤ دقيق للحالة قيد الدرس.

٣- في حالة أنموذج الشبكات العصبونية الاصطناعية تبرز أمامنا عقبة الوقوع في شرك القيمة الدنيا الموضعية Local Minimum التي تصاحب الخوارزميات المستخدمة في بعض أنواع النماذج المستخدمة (مثل التغذية الارتجاعية). يضاف إلى ذلك، إن هذه النماذج تحاول محاكاة عمليات التكيف السائدة في العقل البشري مع المتغيرات التي تحيط به في البيئة التي يتعامل معها، ودون أن توفر تفسيراً تحليلياً لأبعاد المسألة قيد الدرس، أو تلقي الضوء على طبيعة الخصائص الفيزيائية للمسألة (LiMin,1994).

وتأتي الخوارزميات الجينية لكي تقول: بأنها تمتلك القدرة على تدارك العقبات التي تعانيها الطرق الأخرى عند ممارسة عملية التنبؤ على المتغيرات الاقتصادية، فتوظيف آلية البحث التي تعمل بظل الخوارزمية الجينية يسهم في تجنب الوقوع في شرك القيمة الدنيا الموضعية. كذلك، فإن عملية البحث الفائقة التي تمارسها هذه الخوارزمية تأخذ بعين الاعتبار جميع العناصر ذات الصلة بالأنموذج الذي تتناوله الدراسة، مع دمج القدرات الفائقة لهذه الخوارزمية وقدرتها على تعلّم العلاقات السائدة بين الأنماط والبيانات الميدانية السابقة لتوفير مناخ مناسب للتنبؤ بقيمها المستقبلية المحتملة.

تم توظيف جملة من نماذج الخوارزميات الجينية في ميادين تطبيقات التجارة والأعمال. وقد ظهرت مجموعة كبيرة من نماذج الخوارزميات الجينية المستخدمة في التنبؤ الاقتصادي، والأسواق المالية خلال العشر سنوات الماضية. وأثبت الباحثون في جملة من بحوثهم قدرة الخوارزميات الجينية على الارتقاء بأداء المنظومة التجارية Trading System (Johnstone,1993). واستخدم آخرون هذه الآلية للوصول إلى قرار أمثلي، والتنبؤ بالمخاطر المحتملة على رأس المال العامل (Wittkemper,,etal.,1996). واستخدم باحث آخر الخوارزميات الجينية لإدارة، وتنظيم السندات، والأوراق التجارية، والسعي إلى الارتقاء بأدائها في الأسواق المالية (Rebecca,1995). بينما استخدم آخرون الشبكات العصبونية بعد تدريبها بواسطة منظومة للخوارزميات الجينية، لغرض مد يد المساعدة للتجار، وتمكينهم من التنبؤ بأنماط السوق التي ستوفر لهم فرصة ارتجاع (٢٥%) من المبلغ المستثمر في أسواق العملات (Schwartz,1992).

٧-٢-٦-٢ الوصف الرياضي لخوارزمية التنبؤ الجيني:

تتألف خوارزمية التنبؤ الجينية من حلقتين أساسيتين هما:

١- حلقة التنبؤ الجيني Genetic Forecasting Loop.

٢- حلقة تعلّم النمط Pattern Learning Loop.

تسعى حلقة التنبؤ الجيني إلى تقليل مقدار أي خطأ بين القيم الحقيقية- من جهة- والقيم التي تم التنبؤ بها- من جهة أخرى- بالإضافة إلى تقليل الخطأ المصاحب للأنماط المختلفة.

أما حلقة تعلّم النمط فتعمل على أنها أداة فاعلة لتعلّم علاقات الأنماط التي تسهم في ترسيخ القدرات التنبؤية للخوارزميات المستخدمة (Chiraphadhanakul,1997).

تستخدم خوارزمية التنبؤ الجيني الأنموذج الرياضي الآتي لوصف نمط حقل المسألة التي يباشر العمل عليها.

$$y(k+1) = b_0 + b_1 x_1(k) + b_2 x_2(k) + ... + b_n x_n(k) + we(k)$$

حيث يمثل:

y = مخرج الأنموذج.

x1, x2, ...xn = مدخلات الأنموذج.

e = الخطأ المصاحب.

k = الخطوة.

b0,b1,b2,...w = مجموعة معاملات يتم احتسابها عند توظيف بيانات الإدخال المتوافرة عند الخطوة $(k-1)$ وقيمة المخرج (y) عند الخطوة (k).

وعند كل خطوة من الخطوات التي يمر بها الأنموذج، تسهم مدخلات الأنموذج x1(k), x2(k),...., xn(k) مع قيمة الخطأ المصاحب e(k) في توفير فرصة لحساب القيمة التنبؤية للخطوة التي تليها y(k+1) في ضوء المعادلة السابقة. ويقع الاختيار على المعاملات بواسطة حلقة التنبؤ الجيني من مجموعة كروموسومات من المجموعة الجينية المنتخبة لأغراض حل المسألة.

أ- حلقة التنبؤ الجيني:

تهدف حلقة التنبؤ الجيني إلى حساب قيم المعاملات b0,b1,b2,...w التي لا تتوافر لدينا قيمها عند مباشرة حل المسألة. ويوظف التنبؤ الجيني الكروموسومات بوصفها أداة لوصف هذه المعاملات عند الخطوة (k).

ويتألف كل كروموسوم من n+2 من ترتيبات المعاملات، التي تتسلسل لتكوين خيط جيني. ويوصف المعامل بواسطة تعاقب يتألف من (١٠) رموز ثنائية، يصف فيها البت

الأول إشارة المعامل سواء كانت موجبة أم سالبة، أما بقية الرموز الثنائية التسعة فتمثل القيمة العددية للمعامل.

ولغرض إزالة ترميز الرموز الثنائية التسعة وتحويلها إلى قيمة عددية حقيقية، يستخدم معامل إزالة التشفير (a). وتتحدد قيمة معاملات المعادلة بحدود قيمة هذا المعامل. وتعد قيم المعاملات بعد إزالة ترميزها جزءاً لا يتجزأ من فضاء البحث الذي تعمل خلاله الخوارزمية الجينية للوصول إلى المعامل الأمثل للحالة قيد الدرس.

وتقوم حلقة التنبؤ الجيني على اختيار أفضل مجموعة معاملات تناسب فضاء البحث بناءً على طبيعة عمل دالة التوافق المستخدمة. وتأخذ دالة التوافق بعين الاعتبار عدداً من الأنماط المتوافرة في حلقة تعلّم النمط. ويمكن أن تعد حلول حلقة التنبؤ الجيني مقبولة عندما تكون قيمة خطأ التنبؤ أقل من قيمة المعامل (s) الذي يقوم بتحديدها مستخدم الأنموذج.

ب- حلقة تعلّم النمط:

توظف حلقة تعلّم النمط في خوارزمية التنبؤ الجينية لزيادة فاعلية الأنموذج وقدرته على تنبؤ النتائج. ويتم تغذيةِ مجموعة من البيانات التي تمثل مدخلات الأنموذج $[x_1(k), x_2(k), x_3(k), ..]$ ومخرجاته $y(k+1)....k=1,...m$ ، حيث تمثل (m) عدد الأنماط التي ينبغي تعلّمها. وتعرض هذه القيم بصورة متعاقبة على حلقة التنبؤ الجيني لكي تنجح في اقتناص علاقة الأنماط السائدة بين المدخل (x) عند الخطوة (k)، والمخرج (y) عند الخطوة التي تليها k+1.

ويستمر عرض جميع الأنماط بصورة مستمرة، وبتكرار محدد مقداره (R) لحين ضمان تعلّم حلقة التنبؤ الجيني جميع الأنماط المطروحة ضمن فضاء البحث. وعند هذه النقطة يتم تحديد القيم المثلى للمعاملات.

وتستخدم المعاملات المحددة، وقيم المدخلات المصاحبة لها عند الخطوة (m) للتنبؤ بقيمة المخرج (y) للخطوة (m+1). وتقوم مركبة التنبؤ الجيني Genetic Forecasting Component بتحديد القيمة الأمثلية للمخرج yopt (m+1) بواسطة المعادلة التالية:

$$y_{opt}(m+1) = b_0 + b_1 x_1(m) + b_2 x_2(m) + ... + b_n x_n(m) + we(m)$$

ج- آلية الانتخاب:

ترتكز آلية الانتخاب المستخدمة في التنبؤ الجيني، على تقييم دالة التوافق المشتقة من صنفين من الأخطاء، الأول: الخطأ النسبي المئوي الذي يمثل النسبة المئوية بين القيمة الحقيقية والقيمة التنبؤية عند كل نمط من الأنماط. والثاني: الخطأ المتوسط الذي يمثل متوسط قسمة الخطأ في جميع الأنماط المتوافرة للمسألة.

وتختار آلية الانتخاب أمثل العوامل عند الخطوة (k) من مجموعة الكروموسومات الموجودة ضمن المجموعة الجينية للمسألة. وتعمل هذه الآلية على تقليل قيمة دالة التوافق كما في المعادلة التالية:

$$fitness = \%error + pattern(error)$$

وتستخدم المعاملات التي تم تحديدها، والمدخلات المصاحبة لها عند الخطوة (k) لحساب القيمة التنبؤية عند الخطوة k+1 (Chiraphadhanakul,1997).

٧-٣ تحليل أسواق رأس المال والتنبؤ بمستقبلها:

لفهم تفاصيل الآليات السائدة في أسواق رأس المال، وانعكاساتها على الآليات السائدة لتحليل هيكلتها، والتنبؤ بأنماطها المستقبلية، ينبغي أن نعطي لأنفسنا فرصة مقبولة للاطلاع على بعض النظريات والمفاهيم ذات الصلة بهذا الموضوع الحيوي.

٧-٣-١ بيانات أسواق رأس المال:

تعتمد دراسات أسواق رأس المال على البيانات الميدانية المتوافرة عن هذه الأسواق لفترات خلت. وبصورة عامة، يلاحظ بأن هذه البيانات قد عمد إلى تصنيفها العاملون في هذا المضمار إلى ثلاثة أصناف رئيسة (Helstrom,etal.,1998):

الصنف الأول: البيانات التقنية:

وتشمل أنواع البيانات التالية:

- الأسعار عند نهاية اليوم.
- أقل وأعلى سعر للأسهم خلال اليوم.
- حجم الأسهم التي تم الاتجار بها خلال اليوم.

الصنف الثاني: البيانات الأساسية:

وتشمل البيانات ذات الصلة بالقيمة الحقيقية للشركة، أو أصناف الشركات، بالإضافة إلى البيانات التي تخص الصورة الاقتصادية الشاملة للسوق. وتتألف هذه البيانات من المفردات التالية:

- التضخم.
- أسعار الفائدة.
- الموازنة التجارية.
- معاملات الصناعات (صناعات تقنية المعلومات مثلاً).
- أسعار السلع الشائعة في السوق (النفط، والمعادن،...).
- حدود الربح الصافي للشركة.
- استقصاء الأرباح المستقبلية للشركة.

- بيانات أخرى ذات صلة بأسواق رأس المال.

الصنف الثالث: بيانات مستنبطة:

ويمكن الحصول على هذا النوع من البيانات، عبر سلسلة من المعالجات الرياضية التي تسهم في تحويل، أو ربط البيانات الأساسية، و/ أو البيانات التقنية بعضها مع بعض لتوليد فئة جديدة من البيانات التي تسهم في إلقاء الضوء على أسواق رأس المال.

ومن الشواهد على هذا النوع من البيانات، العوائد المحسوبة على أساس كونها مقدار الزيادة النسبية في السعر منذ النقطة التي تسبقها في السلسلة الزمنية التي تصف تغيراتها. وكذلك سمة عدم الثبات Volatility التي تعد مؤشراً على عدم استقرار السوق، وتستخدم على أنها أحد السبل لمقياس عنصر المخاطرة الذي يصاحب توظيف الاستثمار.

إن دراسة هذه البيانات توفر لنا فرصة فهم طبيعة السوق، وبعض من القواعد التي تهيمن عليه. ولكي تتوافر لنا فرصة مناسبة لتوقّع مستقبل سوق الأوراق المالية، ينبغي أن نقوم بدراسة مستفيضة لماضيه، وحاضره، تمهيداً لاستثمار هذه البيانات في الاستدلال بمستقبله القريب.

٧-٣-٢ تحليل سوق الأوراق المالية:

بداية ينبغي أن نرسي حدوداً واضحة المعالم للمهام التي تتضمنها عملية دراسة سوق الأوراق المالية، وتوقع جزء من المتغيرات الحاكمة له. وسنحاول خلال هذه الفقرة أن نضع صياغة مبسطة لبعض الآليات التي تسهم في توفير أدوات ناجعة لتعميق فهمنا بمفرداته التفصيلية، بعد أن تترسخ لدينا قناعة كافية بوجود علاقة متينة بين المتغيرات البيئة، ومفردات سوق الأوراق المالية.

فإذا كانت لدينا – على سبيل المثال – عينة افتراضية تتألف من (N) من الأمثلـة $\{(x_i, y_i), i = 1,......N\}$ ، حيث تقابل الصيغة $f(x_i) = y_i, \forall_i$ ، الدالة (g) التي تقـرّب (f) بحيث يتم تقليل معدل متجه الخطأ $E = (e_1,...,e_N)$ إلى حدوده الـدنيا. ويمكـن تعريف كل (ei) على أساس كونها متمثلة بالمعادلة $e_i = e(g(x_i), y_i)$ ، حيـث يمثـل المتغير (e) دالة خطأ اعتباطية Arbitrary Error Function (Helstrom,etal.,1998).

وبعبارة أخرى، فإن التعريف الذي أوردناه أعلاه يبين بأنه لكي نـستطيع تحليـل مكونات السوق، وتوقّع متغيراته، ينبغي أن نستوعب حجماً من البيانات الميدانية لكـي نظفر بالحصول على العلاقات القائمة بين هذه البيانات وقيمة السوق.

لقد استأثرت مسألة تحليل السوق، وتوقّع التغيرات التي ستسوده، باهتمام عدد كبير من الباحثين منذ بضعة عقود. وعندما نحاول النظر باتجاه معاكس لما نحن عليه سنجد أنفسنا أمام إحدى النظريات الشائعة والمناهضة لتيار تحليل السوق والتنبؤ بمستقبله، ألا وهي فرضيات السوق الفعال Efficient Market Hypotheses (EMH). حيث تنص هذه الفرضية بأن جميع المعلومات ذات الصلة بالسوق، تكمن في الأنماط السعرية، وأنـه كلما برزت معلومات جديدة، يقوم السوق بعملية تقويم ذاتـي لامتـصاص التغييـرات الجديدة. لذا، لا يوجد ثمة فضاء متاح لعملية تحليل السوق وتوقّع التغيرات التي سيمر بها في المستقبل (Malkei,1999).

بيد أن الدراسات المستمرة على يد الكثير من الاقتصاديين قد ولّدت لـدينا قناعـة كافية بأن إلغاء القدرة على تحليل السوق، وتوقّع مستقبله هي فرضية متهافتة لحد مـا، شأنها شأن القطع بقدرتنا على توقّع جميع أنماط التغيرات المستقبلية فيه بدقـة عاليـة. ويبقى الحد الوسط هو الخيار الأمثل الذي يجعلنا نؤمن بوجود إمكانية للتنبؤ بالـسوق ضمن قطاعات محددة قد يغزوها الخلل والخطأ في بعض الأحيان، بيد أن هذه الآليات تكون مفيدة في توفير صورة مقاربة لما قد يحدث في وقـت قريـب، فتهـوّن علينـا امتصاص التغيرات الطارئة.

٧-٣-٣ المناهج المستخدمة لدراسة وتحليل سوق الأوراق المالية:

لا شك أن امتلاك القدرة على تحليل مكونات الكيانات، والنظم التي تحيط بنا، مع قدرتنا على توقع مستقبل مؤشراتها، يستأثر باهتمام الكثيرين من العاملين في ميادين البحث العلمي بشتى أنواعه ومستوياته.

وتتوافر في ميادين التجارة والأعمال مجموعة كبيرة من المناهج التي توفر بيئة مناسبة لعمليات الاختبار، والتركيب الرياضي، والمنطقي لدراسة الكثير من النظم التي تحيط بنا في البيئة التي نتعامل معها في حياتنا اليومية.

وتشخص أمامنا في سوق الأوراق المالية، مجموعة خصبة من هذه المناهج، تتدرج من نماذج بسيطة تحاول تتبع أنماط التغاير بالسوق من خلال دراسة مخططات بيانية لبيانات حقلية تمتد على حقبة زمنية محددة، أو بتوظيف حوسبة إحصائية عبر نماذج الانحدار الخطي واللاخطي، أو من خلال دراسة دقيقة للسلاسل الزمنية، أو اعتماد آليات الحوسبة الذكية التي ظهرت خلال العقد الأخير.

ويمكن تقسيم هذه النماذج إلى أربعة مناهج تلم شمل جميع تطبيقاتها الميدانية المنتشرة في الأدبيات الاقتصادية.

١- مناهج التحليل التقني.

٢- مناهج التحليل الأساسي.

٣- مناهج التحليل بواسطة السلاسل الزمنية.

٤- مناهج التحليل بواسطة آليات الحوسبة الذكية.

وقد عرضنا هذه المناهج باختصار في الجدول الآتي، والذي سيوفر لنا معرفة كافية بالأسس المفاهيمية لهذه المناهج التحليلية.

جدول (٧-٣) عرض سريع لمناهج دراسة السوق وتوقّع متغيراته

المنهج	التفاصيل
التحليل التقني.	ترتكز على مبدأ مفاده، إن أسعار الأسهم المالية تتغير ضمن أنماط تنشأ عن التغير الدائم في خصائص المستثمر بوصفها استجابة للقوى المختلفة التي تؤثر في السوق. ومن خلال استخدام البيانات التقنية كالأسعار، وحجم الأسهم، وأعلى الأسعار، وأقلّها لكل فترة من الفترات ووصفها على الرسوم البيانية للأسعار يمكن استنباط القواعد الحاكمة لسوق الأسهم واستثمارها في فهمه.
التحليل الأساسي.	تستخدم البيانات الأساسية في هذا النهج من التحليل لتوفير صورة واضحة عن السوق التي نريد الاستثمار فيها. وتحتسب من خلالها القيم الحقيقية للمبلغ الذي يخطط لاستثماره بواسطة دراسة متغيرات اقتصادية مثل: النمو، وسعر الفائدة، المخاطر المصاحبة للاستثمار،... لإكمال عملية حساب القيمة الحقيقية.
التحليل بواسطة السلاسل الزمنية.	يقوم هذا النهج بتحليل البيانات التاريخية للسوق، في محاولة لمقاربة القيم المستقبلية للسلسلة الزمنية بوصفها تمثل مجموعة خطية من هذه البيانات التاريخية. ويتم التعامل مع نوعين من السلاسل الزمنية، أحادية المتغير، ومتعددة المتغيرات. وتتم المعالجة بواسطة نماذج الانحدار والمعدلات المتحركة بمختلف مستوياتها للوصول إلى قيم متوقعة مقبولة.
التحليل بواسطة آليات الحوسبة الذكية.	تسعى إلى توظيف آليات الحوسبة الذكية مثل: الشبكات العصبونية، والمنطق المضبب، والخوارزميات الجينية، والنظم الخبيرة، أو نظم هجينة تجمع بين أكثر من شكل من أشكالها لوصف التغيرات السائدة بالسوق بآليات غير خطية تقترب إلى حد كبير من آليات العقل البشري.

٧-٣-٤ مثال تطبيقي: استخدام أنموذج عصبوني – جيني

قام الباحث (Kalyvas,2001:88) باستقصاء حجم كبير من بيانات الأسواق المالية من DataStream International[٢]. وقد تركز اهتمامه على أسواق الأوراق المالية في لندن ونيويورك، وبالخصوص مؤشري (S&P500 ، و FTSE). ويظهر في جدول (٧-٤) حجم البيانات والبعد الزمني الذي اشتملت عليه مفردات هذا المثال التطبيقي.

جدول (٧-٤) خصائص بيانات المثال التطبيقي

السلاسل	من	إلى	عدد المشاهدات
FTSE500	١٩٨٨-٤-١	٢٠٠٠-١٢-١٢	٣٢٧٥
S&P 500	١٩٨٨-٤-١	٢٠٠٠-١٢-١٢	٣٢٧٥

وقد تم تطبيق أنموذج الشبكات العصبونية وفق ثلاث مراحل. فعمد الباحث في المرحلة الأولى إلى: توظيف خوارزمية جينية للبحث ضمن فضاء الشبكات العصبونية مع عدة بنى شبكاتية، فأثمر عن ذلك نسل بأكثر الشبكات توافقاً ضمن فضاء البحث وبعد اعتماد أحد هذه المقاييس: Theil A, Theil B, Theil C, MAE. وقد أعيدت خوارزمية البحث الجيني لثلاث مرات متتالية مع كل مقياس من هذه المقاييس لغرض اختيار أفضل ثلاث شبكات عصبونية لكل منها. وكانت حصيلة المرحلة الأولى مجموعة تتألف من (٣٦) بنى شبكاتية.

وفي المرحلة الثانية: تم تطبيق الخطوات الآتية لكل شبكة من هذه الشبكات:

- أجريت عملية التدريب والمران على مجموعة البيانات Training 1.
- أجريت عملية إثبات سريان الأنموذج Validation على مجموعة البيانات Validation 1.

(2) *http://www.primark.com/pfid/index.shtml?/content/datastream.shtml.*

- استخدم العدد المؤشر من الفترات Epoch ضمن الطرق الإجرائية لكل عملية إثبات سريان للأنموذج، واعتمد عليها في تثبيت الشبكة على مجموعة التدريب Training 1 زائداً مجموعة إثبات سريان الأنموذج Validation 1.
- تم اختبار أداء الشبكة على مجموعة البيانات Validation 2.
- كررت هذه الخطوات (٥٠) مرة، لكل بنية شبكاتية، وقد وقع الاختيار على أفضل أربع بنى للشبكات العصبونية.

أما خلال المرحلة الثالثة: فقد تم تطبيق الإجراءات الآتية لكل شبكة من الشبكات الأربع (٥٠) مرة لاستكمال العمل على البنى الشبكاتية.

- إجراء عملية تدريب لكل شبكة على النصف الأول من مجموعة التدريب والمران، فى حين استخدم النصف الثاني في عملية Validation.
- استخدم العدد المؤشر من الفترات Epoch ضمن الطرق الإجرائية لكل إثبات لسريان الأنموذج، واعتمد عليها في تثبيت الشبكة على كامل مجموعة التدريب Training 1.
- اختبرت الشبكة بواسطة مجموعة الاختبار Test Set باحتساب المقاييس الأربعة.
- تم قياس أداء كل شبكة لكل مقياس من المقاييس بدلالة الانحراف المعياري، ومتوسط أدائها خلال عمليات تدريبها، واختبارها.

لقد كررت الاختبار على بيانات كل من FTSE و S&P وكانت حصيلة ما تم التوصل إليه مجموعة تألفت من (٨) شبكات (٤) شبكات منها FTSE، و (٤) أخرى (S&P).

جدول (٧-٥) معماريات الشبكة العصبونية لأعلى مستويات التوافق الجيني لبيانات S&P

التكرار	معمارية الشبكة العصبونية الاصطناعيـــة			
	Theil A	Theil B	Theil C	MAE
تكرار ١	١-٣-٢٧-٢ ١-١-٢٧-٢ ١-١-٢٧-١	١-١-٨-٥ ١-٤-٨-٥ ١-٤-١٤-٥	١-٧-١٣-٧ ١-٧-١٧-٧ ١-٧-٢٦-٧	١-٤-٢٦-٦ ١-٤-٩-٦ ١-٤-٢٢-٦
تكرار ٢	١-٣-٨-٣ ١-٣-٢٨-٣ ١-٦-٨-٣	١-٥-٢٤-٢ ١-٥-٦-٥ ١-٥-٢٤-٥	١-٧-٤-٦ ١-٧-٤-٣ ١-٩-٤-٦	١-٢-٢٢-١ ١-٢-٧-١ ١-١-٢٢-١
تكرار ٣	١-٢-٧-٦ ١-٤-٧-٦ ١-٢-١٠-٦	١-١-٨-١ ١-١-١-١ ١-١-٦-١	١-٣-٣-٦ ١-٣-١-٦ ١-٣-٨-٦	١-٣-١٩-٣ ١-٣-٢-٣ ١-٩-٢-٣

جدول (٧-٦) معماريات الشبكة العصبونية لأعلى مستويات التوافق الجيني لبيانات FTSE

التكرار	معمارية الشبكة العصبونية الاصطناعيـــة			
	Theil A	Theil B	Theil C	MAE
تكرار ١	١-٣-١٦-١ ١-٣-٧-١ ١-٣-١٦-٤	١-١-٤-٤ ١-١-٢٠-٤ ١-١-٤-٧	١-٢-٣-١٤ ١-٢-٣-٥ ١-١-٣-١	١-٢-٢٢-٦ ١-٢-٣-٦ ١-٢-٩-٦
تكرار ٢	١-١-٣-٧ ١-١-٢١-٧ ١-١-٣-٤	١-١-٤-١ ١-٢-٤-٨ ١-١-٢٧-٨	١-٥-١-٣ ١-٥-٧-٨ ١-٧-٥-٣	١-١-١٠-٤ ١-١-٥-٤ ١-١-٢٤-٤
تكرار ٣	١-٢-٣-١٨ ١-٢-٣-٤ ١-٢-١-١٨	١-٥-٤-١٢ ١-٢-٤-٦ ١-٢-٤-٣	١-١-٢-٣ ١-١-٨-٧ ١-١-٢-١	١-١-٢-٩ ١-١-٦-٩ ١-٥-٢-١٧

وللوصول إلى قرار نهائي بصدد أفضل المعماريات الممكنة من مجموعات: الشبكات العصبونية المذكورة في الجدول السابق، اعتمد على متغيرين إحصائيين هما: المتوسط الحسابي Mean، والانحراف المعياري STDV مع الاستعانة بالخوارزميات الجينية التي تحول دون اختيار معماريات شبكاتية ذات أداء منخفض- انظر جدول (٧-٧).

جدول (٧-٧) أكثر الشبكات العصبونية استقراراً لكل من مؤشري S&P و FTSE

المقاييس المستخدمة	بيانات S&P			بيانات FTSE		
	المعمارية	STD	Mean	المعمارية	STD	Mean
Theil A	1-1-27-1	0.0102378	0.99961096	1-1-3-4	0.0040484	1.001695
Theil B	1-1-1-1	0.0057928	0.68479563	1-1-4-7	0.0027650	0.7295765
Theil C	1-3-1-6	0.0088827	0.99717433	1-1-2-1	0.0026594	1.0002041
MAE	1-3-2-3	0.0000688	0.01011199	1-1-2-9	0.0000805	0.0087073

٧-٣-٥ الأسس الرياضية لاستخدام أنموذج الشبكات العصبونية المضببة في أسواق رأس المال:

يمكن للشبكات العصبونية أن تتوقع القيم المستقبلية في سلسلة من السلاسل الزمنية بناءً على القيم الحالية، وقيم أخرى تسبقها على الجدول الزمني. وتعد هذه التوقعات مظهراً من مظاهر القياس الاستدلالي، في ضوء بيانات تاريخية، أحسن تنظيمها لكي تكون بيئة مناسبة للتوقع، بواسطة النسق المعرفي الخاص بالشبكات العصبونية الاصطناعية.

إن ترسيخ حقيقة هذه القدرات المميزة في مضمار توقع القيم المستقبلية، قد استأثر باهتمام الكثير من الباحثين، فتزايد الاهتمام باستخدام الشبكات العصبونية لتوقع سلوك

أسواق رأس المال. وقد تنامت شعبية هذا النوع من استخدام هذه الفئة من النماذج، رغم عدم قدرتها على توفير مناخ مناسب لتفسير النتائج التي توفرها، أو التحقق منها. ولعل أحد الأسباب التي زادت من تعميق استخدام الشبكات العصبونية يعود إلى عدم حاجة هذا النوع من النماذج إلى نظام قياس قيم معاملاته، كما أنها ليست حساسة تجاه وجود أنماط غير تقليدية في البيانات.

وتبتدئ آلية العمل على السلاسل الزمنية لأسواق رأس المال بأخذ عينات من المتغيرات المتذبذبة، وبنسق محدد، ويتم تغذية النماذج المتتابعة إلى طبقة الإدخال في الأنموذج العصبوني. ومع كل زيادة في التسلسل الزمني للبيانات، يصير إلى إدخال قيم جديدة من البيانات إلى أبعد عصبون إدخال من الجهة اليمنى Rightmost، في حين تستبعد القيمة الموجودة في أقصى عصبون إدخال من الجهة اليسرى.

وبهذه الطريقة يتم تدريب الشبكة على توقع القيمة الموجودة على بعد خطوة زمنية واحدة- إلى الأمام- من تعاقبات السلسلة الزمنية، استناداً إلى قيمة سابقة من القيم المقيمة على السلسلة الزمنية لمتغيرات أسواق رأس المال.

ويمكن تدريب الشبكة على توقع قيم مستقبلية تزيد عن وحدة زمنية واحدة، بيد أن دقة نتائج التوقع تبدأ بالتناقص كلما ازداد توغلنا في شريط مستقبل السلسلة الزمنية قيد الدراسة.

ونظراً لخاصية الاستخدام على المستوى الآني في هذا النوع من نماذج الحوسبة الذكية، أو بتوظيف بيانات تاريخية تمتد لفترات متباعدة، فإن مقدار البيانات المطلوبة لعمليات التدريب والمران تكون كبيرة جداً. إضافة إلى ذلك، فإن توفر إمكانية توقع أكثر من مخرج واحد من الأنموذج العصبوني، فإن من المفيد الاقتصار على توقع قيمة واحدة فحسب، لأن الشبكة سوف تسعى إلى تقليص مربع الخطأ بالنسبة لجميع العصبونات في طبقة الإخراج. وستلعب عملية تقليل مقدار مربع الخطأ بالنسبة لعصبون واحد إلى زيادة دقة النتائج المتوقعة.

وبصورة عامة، فإن من الضروري استبعاد العناصر الواسعة من السلسلة الزمنية مثل: التغيرات الموسمية، والنزعات Trends لكي تكون أكثر توافقاً مع النسق المفاهيمي للحوسبة العصبونية في توقع النتائج المتوقعة بالمستقبل القريب.

ويكمن السبب في هذا التوجه، إلى أن الشبكة العصبونية تحاول أن تتعلم طبيعة النزعة السائدة بالبيانات لغرض استخدامها بالتوقع. وتكون هذه المقولة صالحة إذا توافر لدينا عدد مناسب من العقد العصبونية، بحيث تمتلك القدرة على احتواء دورة كاملة من البيانات.

من جهة أخرى، يمكن استبعاد النزعة المصاحبة للبيانات قبل معالجتها ثم تعاد ثانية إلى السلسلة بمرحلة لاحقة. وبهذا الأسلوب يمكن معالجة البيانات بصورة أكثر دقة، وتكون نتائج التوقع أفضل. وإذا صوبنا نظرنا باتجاه الأسواق المالية نجدها توفر لنا بيئة خصبة يمكن لمعالجات التنبؤ أن تنمو وتترعرع فيها.

تتألف الخلفية المفاهيمية المستخدمة لتوظيف الشبكات العصبونية المضببة في دراسة بيانات أسواق رأس المال من العناصر التالية(٣):

أولاً: المعالجة الابتدائية لمدخلات الأنموذج:

تتكون مدخلات أنموذج التغذية الأمامية للشبكة العصبونية المضببة (FFNM) من مجموعة من السلاسل الزمنية التي تصف (N) مجموعة من متغيرات السوق MVi (i=1,….,N)، والسهم (S).

ويمكن اختيار متغيرات السوق إما على شكل الأسعار اليومية للسهم، أو متوسطاتها خلال فترة زمنية محددة.

(٣) إن هذا المثال قد استنبط من الدراسة التي أجراها (*Konstntinos*) مجموعته حول التوقع المالي واستراتيجيات التجارة باستخدام أنموذج الشبكات العصبونية المضببة (*Konstntinos, etal., 1998*).

وتشمل الخطوة الأولى: حساب التغير النسبي في قيم المدخلات، بحيث يمكن مقارنة متغيرات السوق المختلفة والسهم بدلالة النمو النسبي(Kung,1993). وتتم عملية الحساب وفق الصيغة الرياضية التالية:

$$dMV_i^t = \left(\frac{MV_i^t}{MV_i^{(t-1)}} \right), \qquad i = 1,........, N$$

حيث يشير الرمز (MV_i^t) إلى متغير السوق(i) عند الوقت (t). وقد استخدمت الدالة اللوغارتيمية لكي تتوزع قيم (dMV_i^t) بصورة متساوية.

ثانياً: حساب الأوزان القياسية لمتغيرات السوق:

ترتكز توقعات أنموذج الشبكات العصبونية المضبّبة FFNM على الفرضية التي تنص على أن سعر السهم (S) ذو صلة بمجموعة من متغيرات سوق رأس المال. ويتم تدريب الشبكة العصبونية لضمان تعلّمها لهذه العلاقة، واستخدامها في إنشاء حركة سعر السهم. ويمتلك كل متغير من متغيرات السوق (MV_i) حساسية محددة بالنسبة للسهم (S).

إن هذه الحساسية، أو الوزن، والتي يرمز لها بالرمز (W_i) تبين فيما إذا كان هذا المتغير يتحرك مع، أو يقف عائقاً للسهم (S)، مع بيان مستوى هذه العلاقة. وتصف المعادلة الآتية طبيعة هذه العلاقة.

$$W_i^t . dMV_i^t = dS^t, \quad i = 1,......., N$$

وإذا حاولنا إعادة ترتيب حدود هذه المعادلة، سنحصل على ما يلي:

$$W_i^t = \frac{dS^t}{dMV_i^t}$$

وعليه، فإن الوزن هو مؤشر على حساسية متغير السوق بالنسبة للسهم.

ثالثاً: مستوى التعلّم (BETA):

قبل أن يباشر بحساب القيمة المتوقعة لمتغير(i) من متغيرات السوق، يقوم بتحديث قيمة الوزن العائدة له عن طريق توسيط قيمته مع قيمة الوزن الذي يسبقه، والوزن المعياري الذي قد استخدم في الخطوة التي سبقتها.

وتظهر المعادلة الآتية طبيعة الارتباط المباشر بين متوسطات الأوزان ومستوى التعلّم (BETA).

$$W_i^t = BETA.W_i^{t-1} + (1 + BETA).\hat{W}_i^{t-1}$$

حيث تمثل (W_i^{t-1}) الوزن السابق، فى حين تمثل ($\hat{W}_i^{t-1}$) الوزن المعياري لتلك المرحلة. وبما أن مستويات التعلّم المختلفة تتغير في ضوء الأداء السابق لقيم متغيرات السوق، تستخدم عدة قيم للمتغير BETA وبصورة مستقلة.

وعلى هذا الأساس، فإن متغيراً من متغيرات السوق، يمكن أن يوفر لنا توقعاً قصير الأمد، بالإضافة إلى توقع آخر بعيد الأمد. ويقابل كل وزن قيمة لمتغير من متغيرات السوق(MV_i)، ومع مستوى محدد من مستويات التعلّم (Lk).

رابعاً: دالة التنشيط:

تتألف طبقة الإخراج من (N) من العقد العصبونية. وعند كل يوم من أيام البعد الزمني- الذي نتناوله بالدراسة - يقوم أنموذج الشبكة العصبونية المضببة بحساب (N) من قيم متغيرات السوق التي تضمنتها الدراسة.

ولغرض الحصول على توقع منفرد، يتم تعديل قيم جميع هذه المتغيرات بناءً على معامل موثوقية العصبون. ويمثل هذا المعامل (RIi) دالة تنشيط جاوسية Gaussian Activation Function لمتوسط الخطأ المطلق *errori* الذي يُعبر عنه بالمعادلة التالية:

$$RI_i = C_1.e^{(-error_i / C_2)}$$

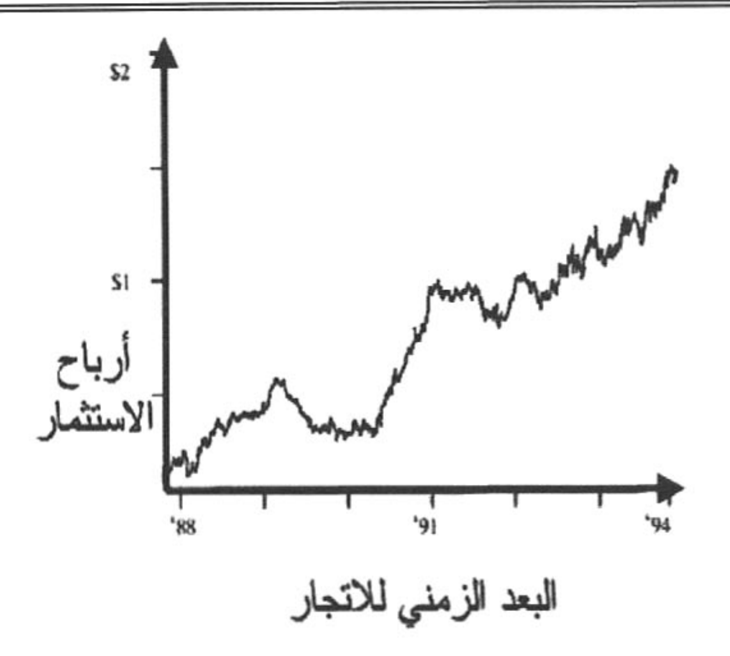
وبما أن قيمة المعامل (C_1) قد مرت بعملية تعديل بواسطة متوسط الوزن، فيمكن استخدام أي قيمة مثل عشرة- على سبيل المثال- أما المعامل (C_2) فيمثل معياراً لانحدار المنحنى Curve Steepness، ومن القيم التي يكثر استخدامها لهذا المعامل هي (٠,٠٥).

وتستخدم معاملات السوق، في هذا المثال، بوصفها متغيرات السوق التي يتم إدخالها إلى طبقة إدخال الأنموذج العصبوني، وبواسطتها يقوم الأنموذج بتحديد سمة "الصدق"، و"الخطأ" في قيم السهم (S).

ويظهر في جدول (٧-٨) أهم معاملات السوق التي تستخدم في هذا المضمار، والتي تتأثر وتؤثر في أسعار الأسهم التي نستخدمها في تقييم كفاءة هذا الأنموذج. ويظهر في شكل (٧-٣) أسعار أسهم شركة (IBM) التي تعد مثالاً يمكن تناوله بهذا النوع من النماذج.

جدول (٧-٨) عينة من المعاملات التي يمكن للأنموذج أن يتناولها بالتحليل

المعامل	الوصف
DJIA	متوسط مؤشر داو جونز الصناعي (٣٠ شركة).
DJTA	متوسط مؤشر داو جونز للنقل (٢٠ شركة).
DJUA	متوسط مؤشر داو جونز للخدمات (١٠ شركات).
DJ65	مؤشر داو جونز (مركب ٦٥ من الأسهم).
DJFI	معامل المستقبل لمؤشر داو جونز (السلع).
S&P 100	معامل مؤشر S&P 100.
S&P EI	مؤشر S&P للمعدات الإلكترونية.
S&P SC	مؤشر S&P لأشباه الموصلات.
S&P BE	مؤشر S&P لنظم الحاسبات.
S&P 500	معامل مؤشر S&P 500.



شكل (٧-٣) أنموذج لأسعار أسهم شركة (IBM) خلال بعد زمني محدد

ولغرض تطبيق هذه الأسس الرياضية فقد انتخبت سلسلة زمنية للمؤشر S&P 500 للفترة من عام ١٩٢٨ ولغاية عام ١٩٩٣. وقد تمت معالجتها بصورة ابتدائية قبل معاملتها بواسطة أنموذج الشبكات العصبونية المضبّبة، وكما يلي:

افترضت القيمة اليومية لإغلاق المؤشر S&P 500 تكافئ $s_t, t = 1,.....,N$. وإن لوغاريتم نقاط السلسلة الزمنية هي $s_t' = \log s_t t$.

وعليه، فإن الفرق بين القيم المتتالية في السلسلة الزمنية ستكون:

$$s_t'' = s_t' - s_{t-1}' = \log\left(\frac{s_t}{s_{t-1}}\right)$$

حيث تم افتراض بأن $s_0' = 0$ وبذلك، فإن الفرق التعاقبي بين نقاط البيانات يقترب من قيمة العائد النسبي للمؤشر S&P 500.

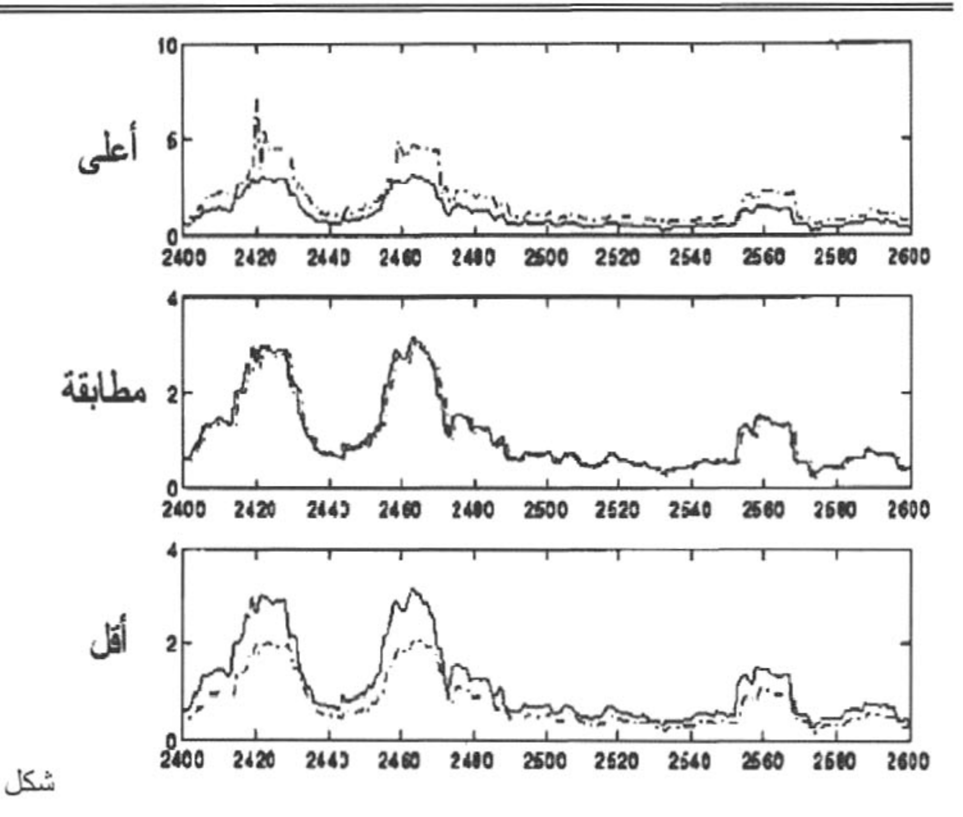
وقد تم تقسيم السلسلة الزمنية ـ المعدّلة إلى ثلاث مجموعات: مجموعة التدريب والمران، ومجموعة الاختبار، ومجموعة خارج حدود البعد الزمني للاختبار. وقد انتخبت بيانات التدريب والمران من آخر (٦٠٠٠) قراءة للمؤشر، في حين تألفت بيانات الاختبار من الجزء المتبقي من البيانات. أما البيانات التي تقع خارج البعد الزمني فتمثل (١٠٠٠٠) قيمة من بداية السلسلة الزمنية.

إن خاصية التذبذب، التي عصفت بأسواق رأس المال خلال السنوات العشرين الأخيرة، قد حملت تأثيرات جوهرية في هذا السوق بسبب زج منتجات وفرت للمستهلك فرصة سانحة للانتخاب من بين مدى واسع للخيارات.

وعليه، فإن الخصائص المهمة التي يجب تعلمها والاستفادة منها بواسطة أنموذج الشبكات العصبونية المضببة، ستبرز بوضوح على تخوم الحقبة الأخيرة من البيانات الميدانية.

وبناء على ذلك، فإن ممارسة عملية التدريب والمران باستخدام الجزء المختار من البيانات يتمتع بأهمية ملموسة. ولزيادة مستوى الدقة في تحليل بيانات أسهم السوق، تم اللجوء إلى تقسيم إضافي للبيانات إلى ثلاثة مستويات جديدة شملت ثلاث مجموعات ثانوية هي: مجموعة الأعلى (Up)، ومجموعة الأقل (Down)، وأخيراً مجموعة المطابق (Same).

ويظهر في شكل (٧-٤) حسن أداء الأنموذج المقترح في محاكاة البيانات الميدانية بمستوياتها الجديدة الثلاثة (Konstantinos,etal.,1998:526).



شكل

(٧-٤) مخرجات أنموذج الشبكات العصبونية المضببة حول مؤشر S&P 500

٧-٤ ميدان اتخاذ القرارات وتقدير المخاطر:

تعرف عملية إدارة المخاطر بأنها عبارة عن: مقاييس يتم تبنيها لتوفير حصانة كافية إزاء خسائر كبيرة غير متوقعة، قد ينشب عن وجودها حصول تهديد كبير لكيان مصرف من المصارف، أو شركة لا صلة لها بسوق رأس المال.

وقد طرأت جملة من التغييرات على المفهوم التقليدي لإدارة المخاطر فأضحت عبارة عن: نهج يوظف آليات كمية تتألف من مقاييس احتمالية، وتقنيات تتنبأ بصناعة قرارات ذات صلة بالمخاطر المالية المحتملة.

بصورة عامة، هناك أكثر من نوع من المخاطر التي قد تجابهها المؤسسة الاقتصادية، بيد أن أكثرها أهمية تكمن في محورين:

المحور الأول: مخاطر السوق Market Risk: وتنشأ عن التغيرات العشوائية في أسعار السوق.

المحور الثاني: مخاطر الائتمان Credit Risk: وتنشأ عن التغييرات الحاصلة في قيمة مبالغ الائتمان بالنسبة للجهات المدينة.

تعد طريقة تحليل القيمة عند المخاطرة Value-at-Risk إحدى الطرق التي نشأت في دائرة التحليل الكمي لإدارة المخاطر التي رأت النور في عقد التسعينات من القرن الماضي. ثم لم تلبث أن أضحت أداة أساسية تستخدمها جل المصارف، وشركات المال المختلفة. وقد بدأ الاهتمام ينصب أيضاً على تحليل مخاطر الائتمان في أكثر من قطاع مالي تطبيقي (Allen,2003).

وتحاول النماذج الذكية صناعة القرار Decision Model توقع الحكم البشري إزاء قضية محددة بناءً على مجموعة العوامل التي يستخدمها المرء لصناعة الحكم (Hill,etal.,1993:13). وتتسم هذه النماذج بدوال تمثل أنماطاً خطية وتوظف نماذج الانحدار لتقدير القرارات.

بصورة عامة، تتوافر مجموعة من نماذج القرارات التي استخدمت لتوقع مجموعة من قرارات التجارة والأعمال على أرض الواقع الميداني. فعلى سبيل المثال: استخدم باحثان (Dutta,etal.,1988:447) ١٠ عوامل لتوقّع أثمان السندات المشتركة بواسطة مجموعة من نماذج الشبكات العصبونية ونماذج الانحدار على (٣٠) عينة تم انتقاؤها بصورة عشوائية من أسهم S&P500 وكذلك خط القيمة Valueline. لقد أظهرت النتائج التي حصل عليها الباحثان تفوق أنموذج الشبكات العصبونية على نماذج الانحدار في

دقة القرارات التي توصلت إليها في خصوص أثمان حوالي (١٧) عينة من السندات تم اختيارها بصورة عشوائية خلال بحثهما.

لقد أفرزت تقنيات المعلوماتية ظهور النظم الذكية لـدعم القـرارات Intelligent Decision Support System (IDSS) وهي عبارة عن: برمجيات ذكية تـدعم صـناعة القرار المؤسساتي عبر توظيف خوارزميات، وآليات ذكية لتحليـل أرضـية القـرار بمختلف الميادين التطبيقية (Khan,etal.,2001:6).

لقد سعت هذه النظم إلى استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي للارتقاء بـأداء نظـم صناعة القرار التقليدية، ولبسط إدارة المعلومات في قواعد المعرفة، وترسيخ تكاملهـا مع آلة الاستدلال المعرفي التي تعمل معها.

وتعد النظم الخبيرة من أوفر أدوات الذكاء الاصطناعي المستخدمة في هذه النظم، نظراً لقدراتها المميزة على توليد قرارات مع إمكانية تـوفير توضـيحات وتبريـرات واضحة لأدلتها النظرية (Turban,1993:65).

وقد بدأ المنطق المضبب يحتل مكانة مرموقة ضمن الأدوات التي تستثمرها النظم الذكية لدعم القرارات، فظهر النظام المضبب لصناعة القرار Fuzzy Decision System الذي يستخدم آلية استدلال المنطق المضبب الذي يباشر بطرح جملة من الخيارات على المستخدم تتعلق بالحدود العامة لمسألة صناعة القـرار، والأهـداف المتوخـاة منهـا، والمحددات والخيارات المطروحة، مع تحديد مستويات الأهمية التي يمتاز بها كل هدف من الأهداف، لكي يقوم هذا النظام بأداء مهمته وتبدأ مخرجاته بالظهور علـى شاشـة الحاسوب على شكل مخططات للقيمة تتراوح قيمتها بين (٠ و ١٠٠) إزاء كل خيـار من الخيارات المطروحة (McNeil,etal.,1994).

إن أهم العقبات التي تشخص أمام هذا النوع من النظم تكمن في صعوبة محاكـاة السلوك البشري باستخدام مجموعة من القواعد المنطقية الصماء، إضافة إلى صـعوبة

تحديث القاعدة المعرفية التي تضم هذه القواعد مجتمعة، مع ضرورة تحديث مكوناتها باستمرار. كذلك، فإن زيادة عدد القواعد المنطقية المستخدمة في النظام ينشب عنها زيادة في تعقيده، والذي ينعكس بوضوح على سرعة توليد القرارات.

٧-٤-١ أصناف المخاطر التي تتعرض لها المؤسسات المالية:

تتعرض المؤسسة إلى مخاطر مالية عندما تتأثر أصولها/موجوداتها، أو ديونها، أو عوائدها، أو تدفقاتها النقدية بالتغييرات الحاصلة في عامل، أو مجموعة من العوامل الاقتصادية مثل: أسعار الفائدة، أو أسعار الصرف، أو مؤشرات الأسواق المالية (Vedpuriswar,2002:1).

وتسعى إدارة المخاطر المالية إلى بذل جميع ما في وسعها لتقليل حجم المخاطر التي تهدد منظومتها الاقتصادية. ويتم تحقيق ذلك عبر تقليل مستويات التذبذب في الإيرادات، مع تعميق ثقة المستثمرين بالمؤسسة المالية.

بصورة عامة، تجابه المؤسسات المالية أربعة أصناف من المخاطر الشائعة:

١- مخاطر السوق Market Risks.

٢- مخاطر التسليف Credit Risks.

٣- مخاطر القروض Funding Risks.

٤- المخاطر العملياتية Operational Risks.

تشمل مخاطر السوق إمكانية حصول حجم كبير من الخسائر المالية نتيجة التغيرات المفاجئة في أسعار الموجودات، مثل أسعار الأسهم، أو معدلات الفائدة. وتتضمن إدارة المخاطر من هذا النوع استخدام نماذج إحصائية لتوقّع احتمالية ومستوى التغيرات المحتملة في الأسعار. يطلق على هذه الفئة من النماذج "نماذج احتساب

القيمة عند المخاطرة "Value-at-Risk" والتي تستخدم في تحديد رأس المال مقابل الخسائر الممكنة.

بيد أن المعالجة التطبيقية لهذا النوع من المعالجات الرياضية الاقتصادية تبدي أمامنا حقيقة أنه رغم كون هذا النوع من النماذج يوفر لنا نسقاً رياضياً مقبولاً لحساب المخاطر الاقتصادية المحتملة، بيد أن هناك أكثر من محدد يؤدي إلى الحد من قدراتها في توقّع مستويات الخسائر الممكنة، الأمر الذي ينعكس على البعد المعنوي لنتائجها المطروحة أمام الاقتصاديين.

وتشمل مخاطر التسليف جملة المخاطر المالية التي تنشأ عن عدم قيام الجهات المقترضة بدفع كامل المبلغ المدين عند استحقاقه. وقد ظهرت مجموعة من النماذج الرياضية التي تسعى إلى توقّع وحساب المخاطر المحتملة لعملية التسليف للغير (Lopez,2001:11).

أما مخاطر القروض- يطلق عليها أيضاً مخاطر السيولة النقدية- فتتضمن جملة المخاطر التي قد تتعرض لها المؤسسة المالية، عندما تفشل فى الحصول على القروض اللازمة للوفاء بالتزاماتها المالية.

وأخيراً، تشخص أمامنا المخاطر العملياتية، والتي تمثل المخاطر المصاحبة للخسائر النقدية التي تنتج عن خلل، أو إخفاق بعض العمليات الداخلية، أو فئة محددة من القوى العاملة، أو النظم المعتمدة في إدارتها(Lopez,2002:6).

وتبرز أمام الجهة التي تنهض بمهمة إدارة المخاطر أربع خطوات جوهرية لاحتواء المخاطر المالية المحتملة (Vedpuriswar,2002):

١- تحديد هوية وخصائص المخاطر المحتملة.

٢- قياس المخاطر بمعايير كمية تتوافق مع النسق المفاهيمي الاقتصادي.

٣- تحديد أطر السياسات المطلوبة لتحويل دلالة المخاطر إلى وصف موضوعي تستطيع المؤسسة أن تتعامل معه.

٤- طبيعة الآليات المستخدمة لتنفيذ سياسات احتواء المخاطر المالية التي قد تعصف بالهيكلة الاقتصادية للمؤسسة.

٧-٤-٢ إنشاء أنموذج لتقدير المخاطر:

تشمل عملية نمذجة المخاطر، مجموعة من الطرق تتوافر من خلالها مقاييس دقيقة لتقدير المخاطر التي قد تحيق بالمؤسسة المالية، وتحديد مدى ارتباطها بكفاءة أدائها في السوق.

لقد عمد العاملون في هذا المضمار الحيوي إلى توظيف النماذج الإحصائية على أنها وسائل كمية، وأدوات ناجعة لتوفير بيئة مناسبة لتوقّع وتقدير المخاطر المالية المحتملة. فظهرت مجموعة تطبيقات استخدمت فيها نماذج الانحدار الخطي واللاخطي، ونماذج السلاسل الزمنية بمختلف أشكال الانحدار الذاتي، والمتوسطات المتحركة AR&MA Models.

ولم تخل ساحة تطبيقات الحوسبة الذكية من محاولات خصبة لتوظيف تقنياتها المتقدمة في هذا المضمار، فظهرت مجموعة كبيرة من البحوث، والدراسات التطبيقية لتحليل نظم إدارة المخاطر المالية، والتنبؤ بمستقبلها.

تتطلب مسائل صناعة القرارات المعقدة حجماً كبيراً من المعلومات التي تغطي عدداً كبيراً من المتغيرات التي تضمها المسألة التي نتناولها بالدراسة. من أجل هذا، ينبغي أن تمتلك نظم دعم القرارات (DSS) – التي صممت لحل هذا النوع من المسائل المعقدة – خصائص تقنية متقدمة توفر لها القدرة على تحقيق الأهداف المناطة بها. وتشمل هذه الخصائص ما يلي (Kasabov,1996:23):

- أدوات فاعلة لتوفير التفسيرات المقابلة لقواعد القرارات التي استخدمها النظام.
- القدرة على التعامل مع البيانات المضببة والمشوّشة، إضافة إلى المعلومات البيّنة.
- القدرة على التعامل مع المعرفة المتناقضة التي قد تنشأ نتيجة لاختلاف الأسس المفاهيمية المعتمدة في اتخاذ قرار بصدد ظاهرة اقتصادية محددة.
- القدرة على التعامل مع قواعد بيانات عملاقة تحتوي على كم كبير من البيانات المتكررة، والمتداخلة، أو التعامل مع حالات فقر بكثير من فقرات البيانات المطلوبة لاتخاذ قرار.

بصورة عامة، لا يمكن أن نتعامل مع عملية صنع القرار بمنظور أحادى المستوى، لأنها عبارة عن: آلية معقدة، تتضمن مستويات متعددة من المعالجات، وتسعي إلي إجراء مقارنة بين الحلول المحتملة، وتوظيف خيارات متعددة، في وقت واحد، أو أوقات متفرقة.

أما أهم الميادين التي توظف فيها تقنيات الحوسبة الذكية في نظم صنع القرارات فتشمل المحاور الرئيسة التالية:

أولاً: نظم المنطق المضبب:

كثر استخدام المنطق المضبب المرتكز على قواعد الاستدلال المنطقية في عمليات صنع القرارات الاقتصادية، والتمويلية المختلفة(Goonatilake,1995:35). وتكمن أهمية استخدام هذا النوع من النماذج في قرب منظومتها المنطقية من المنطق البشري الذي يصنع قراراته بصورة مقاربة. بيد أن العقبة الرئيسة التي تواجه استخدام هذا النوع من النظم تنشأ عن عدم توافر مرونة كافية للتفاعل مع التغيرات الحاصلة على أرض الواقع. يضاف إلى ذلك، ضرورة وجود قاعدة معرفية رصينة لصياغة نسق متكامل

من القواعد المنطقية الحاكمة، والتي بدونها قد تبتعد آلة الاستدلال المعرفي في قراراتها عن دائرة القرار السليم.

ثانياً: الشبكات العصبونية الاصطناعية:

لقد أثبتت الشبكات العصبونية الاصطناعية- في أكثر من دراسة تطبيقية- قدرتها المميزة على صناعة القرارات في ظل نظم دعم القرارات الاقتصادية (Trippi,etal.,1994:24). وقد أثبتت معماريات الشبكات العصبونية مثل: شبكات عصبونية متعددة الطبقات، أو طبقات عصبونية ذات دوال شعاعية RBF، أو شبكات عصبونية تمتلك القدرة على التنظيم الذاتي SOM قدرة تفوقت بها على الطرق الإحصائية المعروفة.

ولقد أثبتت البحوث والدراسات قدرة الشبكات العصبونية الاصطناعية على صناعة مستويات عالية بميدان تقييم مخاطر السندات (Dutta,etal.,1988:448)، (Moody,etal.,1991:689). إضافة إلى ذلك، فقد نجحت هذه الشبكات بوصفها أداة مفيدة في تقييم مخاطر صكوك الرهن (Collins,etal.,1988:463).

ورغم النجاحات المتكررة التي حققتها المعماريات المختلفة للشبكات العصبونية في ميادين صناعة القرارات الاقتصادية، بيد أن حاجتها الماسة إلى عمليات التدريب والمران المتكررة، مع صعوبة ممارستها بصورة مباشرة وديناميكية، أو عند وجود حاجة إلى دمج بيانات متعددة، أو أكثر من قاعدة معرفية، بصورة آنية لا زالت تشكل عقبة كبيرة أمام توسيع مرونة استخداماتها.

ثالثاً: الخوارزميات الجينية:

تقع الخوارزميات الجينية في دائرة نماذج البحث الموجه Heuristic Model التي ترتكز على مبدأ إنشاء الحلول المحتملة للمسألة المطروحة، ثم تقوم بتقييم التوافق الأمثل بين أفرادها في آلية تحاول مضاهاة آلية الانتخاب الطبيعي.

لقد ظهرت خلال الآونة الأخيرة محاولات متعددة لاستخدام الخوارزميات الجينية في صناعة القرارات الاقتصادية، والمالية (Kasabov,etal.,2002). وتكمن أهمية استخدام هذه الخوارزميات بميادين القرارات الاقتصادية في عدم حاجتها إلى معرفة عميقة بالقواعد، والصياغات الرياضية، والعلاقات التي تحكم النظام الذي نتناوله بالدراسة. وتقتصر حاجتنا على دالة توافق فاعلة لتقييم مستوى توافق الحلول المطروحة.

أما أهم نقاط الضعف المصاحبة لاستخدام هذه التقنية، فتعزى إلى بطء مراحل حوسبتها الرياضية، وعدم وجود ضمانات نهائية حول إمكانية الوصول إلى الحل الأمثل من مجموعة الحلول المطروحة، إضافة إلى عدم قدرتها على العمل بصورة مباشرة، أو خلال الوقت الحقيقي لمعالجة المسألة.

رابعاً: النظم الهجينة Hybrid System:

تسعى النظم الهجينة إلى جمع أكثر من طريقة معالجة ضمن نظام متكامل. ويهدف هذا الأسلوب إلى تكامل الميزات الإيجابية في أكثر من طريق، لاحتواء متطلبات عملية صناعة القرار، أو توفير بيئة مناسبة لدراسة المسائل التي تتسم بتعقيد ملحوظ (Kasabov,1996(a):3).

تعد أسواق الأوراق المالية بيئة خصبة لنماذج الحوسبة الذكية- الهجينة. وتتألف نظم صناعة القرار المستخدمة في هذا المضمار من مجموعة مراحل، والتي تشمل:

- المعالجة الأولية للبيانات.
- توقع القيمة اللاحقة للمؤشرات الاقتصادية.
- توقع القيم المستقبلية للمؤشرات الاقتصادية.
- اتخاذ القرار النهائي بعد الأخذ بعين الاعتبار المتغيرات ذات الصلة بالموقف السياسي، والاقتصادي، واستخلاص القواعد التجارية التي تحكم متغيرات النظام.

وعلى هذا الأساس، سيتألف النظام الهجين لصنع القرارات في سوق الأوراق المالية من شبكة عصبونية تسعى إلى توقع القيم اللاحقة، وبعيدة الأمد للمؤشرات الاقتصادية، ويصير إلى دمج مخرجات الشبكة العصبونية مع نظام خبير يوظف المنطق المضبب لاستخلاص القواعد التي تحكم البيئة السياسية والاقتصادية، ويتم تغذيتها إلى آلة الاستدلال المعرفي.

وتكون الحصيلة عبارة عن: قرار مضبب، تتم عملية تحويله إلى قرار حدي بواسطة آلية إزالة التضبيب Defuzzification (Kasabov,etal.,2002).

وسنحاول أن نورد مثالاً أو مثالين لبيان بعض أوجه تطبيقات نماذج الحوسبة الذكية في هذا الميدان الحيوي.

مثال ميداني:

عمد اتحاد النقد الأوروبي European Monetary Union (EMU) إلى إنشاء نظام معقد لتحليل مخاطر تمهيداً لتوحيد العملة والنمو الاقتصادي في دول الاتحاد الأوروبي.

وضمن الإطار العام لعمل اتحاد النقد الأوروبي، فإن المصرف المركزي الأوروبي (ECB) ينهض بمسؤولية صياغة السياسة النقدية، مع تحمل أعباء متابعة التضخم، ومحاولة التحكم به. وقد قام هذا المصرف بإصدار نشرة شهرية تحتوي على مجموعة خصبة من البيانات المالية والاقتصادية التي تخص اقتصاديات اتحاد النقد الأوروبي، وأقطار أخرى مثل: الولايات المتحدة الأمريكية، واليابان لمتابعة موقف هذا الاتحاد على الخريطة الاقتصادية العولمية.

وقد تم تدوين، وتحليل، كم هائل من البيانات المالية والاقتصادية الشهرية، والفصلية، والسنوية، شملت: الموجودات، والاحتياطي (الذهب، وبقية أنواع العملة الأجنبية)، والالتزامات المالية، ومؤشرات الأسواق المالية لكل بلد من البلدان بالاتحاد

الأوروبي (Dow Jones, STOXX, S&P500, Nikkei225)، ومؤشرات أسواق رأس المال العالمية، وأسعار الفائدة، ومعدلات التبادل لليورو مقابل الدولار والين الياباني، ونـاتج السندات الحكومية (خلال: ١٠،٧،٥،٣،٢ سنوات)، ومعـاملات أسـعار المـستهلك، وأسعار السلع، والبضائع، والعمالة/البطالة، والتـوفير، والعجـز بدلالـة، وموازنـة المدفوعات للبضائع، والخدمات، والدخل.

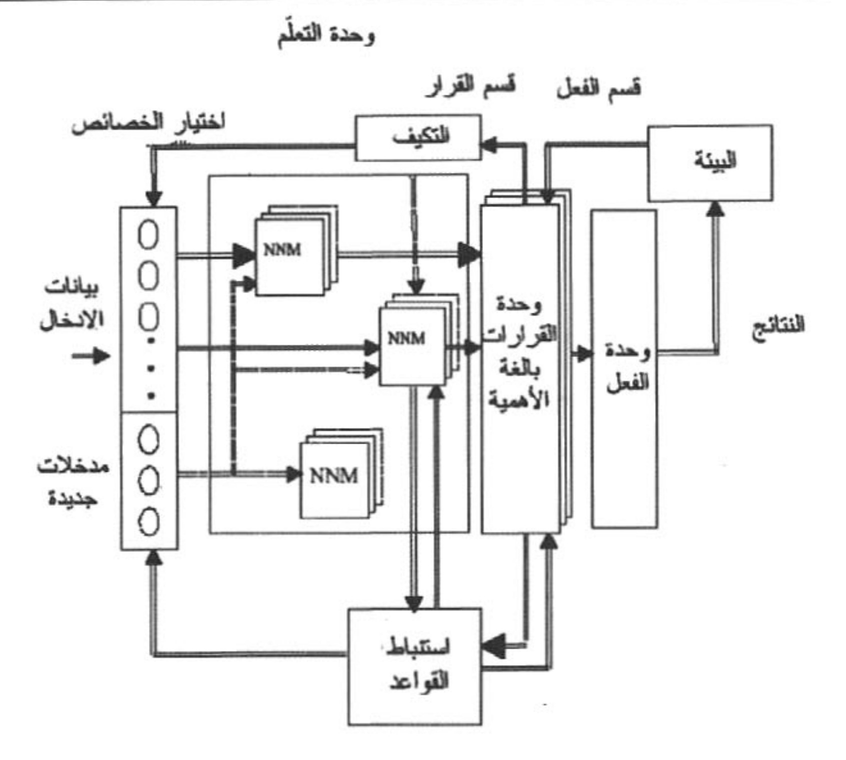
ومن المسائل التي يوليها اتحاد النقد الأوروبي- اهتماماً بالغـاً- ويعـول علـى نتائجها، مسألة تحليل الاتحاد، بوصفه تجمعاً ديناميكياً من الاقتصادات، بدلالة جملة من المتغيرات الاقتصادية مثل: التذبذب، والتقلبـات، والتغييـر، الاتجاهـات والميـول، والتوقع.

ونود الإشارة- في هذا المقام- إلى ظهور مجموعات ثانويـة تـصاحب النمـو الاقتصادي في مجموعة من الدول الأوروبية، والاقتصادات العالمية التـي ينبغـي ألاّ تفوتنا فرصة نمذجتها، وتوقع تأثيراتها من خلال علاقتها مع مجموعـة اتحـاد النقـد الأوروبي (Kasabov,etal.,2002).

وتتحرك هذه المجموعات بصورة سريعة، وتسودها آلية ديناميكية تسهم في إحداث تغييرات حاسمة في فضاء المسألة، الأمر الذي يزيد من تعقيدها ويلقي بظـلال ثقيلـة تجعل من عملية تحليل المخاطر أمراً بالغ التعقيد.

يظهر في شكل (٧-٥) التصميم الأساس للنظام الذكي الهجين لدعم القرارات فـي اتحاد النقد الأوروبي EMU-HIDSS.

ويبدو واضحاً بأن النظام ذو بنية هيكلية متعددة المستويات، ومتعـددة الوحـدات البنائية. ويحتوي النظام على مجموعة من الشبكات العـصبونية الاصـطناعية NNM والوحدات المرتكزة على القواعد المنطقية (Rule Based) والمرتبطة داخلياً مع وحدات أخرى تدعم عمل النظام (Kasabov,1998:1231).



شكل (٧-٥) مخطط مبسط للنظام الذكي الهجين المستخدم لدعم القرارات

ويتألف هذا النظام من الوحدات البنائية التالية:

١- وحدة اختيار الخصائص الوصفية: وتقوم بترشيح البيانات المدخلة، واستخلاص الخصائص الوصفية التي تتميز بها، ثم إدراجها في متجه الإدخال Input Vector. تألف مورد هذه الوحدة من: معاملات البيانات الإحصائية، والتوزيع الاحتمالي، والمعدلات المتحركة، والمشتقة الأولى والثانية، ومقياس الانحراف،......

٢- وحدة التعلّم والذاكرة: وتختزن فيها أنماط البيانات، بتوظيف مجموعة من الشبكات العصبونية المرتبطة مع وحدات عصبونية مضببة، أو وحدات التنظيم الذاتي حيث تمر البيانات بسلسلة من عمليات المعالجة الرياضية، والمنطقية

بدلالة التوقيت الزمني. ونلحظ في هذه الوحدة مركبة تحديث بيانات المؤشرات المالية- كالتوقع المالي، وبيانات معدلات التحويل، وأسعار الفائدة- اليومية، والأسبوعية، والشهرية، والسنوية.

٣- وحدة القرارات المتقدمة: والتي تتألف من: مجموعة وحدات ثانوية، يعمل كل منها على اتخاذ قرار محدد لجزء من المسألة. وتستلم هذه الوحدات مدخلاتها من مدخلات الشبكة العصبونية، ومدخلات من متغيرات أخرى في البيانات، أو بيانات نوعية يقوم المستخدم بتغذيتها. وعلى هذا الأساس، يقوم النظام باتخاذ القرار المناظر للمواقف الاستثنائية التي يمر بها اتحاد النقد الأوروبي. وتسود هذه الوحدات آليات ذكية ترتكز على قواعد الاستدلال المعرفي التي توظف قواعد المنطق المضبب، وقواعد المنطق المضبب العصبوني التي تتبع من البيانات المتوافرة.

وتحتوي هذه الوحدات على مجموعات تتفاعل فيما بينها مثل:

- مجموعة مركبات تتعامل مع تقييم مسائل المخاطر العولمية تشمل: تقييم مستوى الاستقرار في اتحاد النقد، وتحديد مستوى التناظر أو عدمه بين الاقتصادات في المجموعة الأوروبية، وتقييم مستوى الدعم السياسي في الاتحاد، وتقييم مستوى صلاحية البلدان الجديدة التي تنتمي إلى الاتحاد.

- مجموعة مركبات تتعامل مع عوامل اقتصادية مهمة حيث تستخدم نتائجها بصورة مستقلة في النظام. وتشمل هذه المتغيرات: الناتج المحلي الإجمالي، ومستوى البطالة، والديون المحلية، والخارجية، واتجاهات الاقتصاد العولمي قصيرة الأمد، واتجاهات الاقتصاد العولمي طويلة الأمد، ومسائل أخرى يطول ذكرها.

٤- وحدات التنفيذ: والتي تعمد إلى استثمار مخرجات وحدة القرارات المتقدمة، وإرسالها بعد معالجتها إلى المؤسسات التي تحتاج إلى تغيير توجهاتها في ضوء ذلك.

٥- وحدات التحليل الذاتي واستخلاص الأحكام: وتقوم هذه الوحدات باستخلاص مستخلصات المعلومات من الشبكات العصبونية، ومن وحدات القرارات على شكل قوانين وأحكام، أو ترابطات مجردة.

وفي البداية سيقوم النظام بتوفير بيئة تفاعلية ذكية للبيانات، والمعلومات التي يقوم بتحليلها الاقتصاديون والتجار. وسيمتلك المستخدمون القدرة على التنقل بين مجموعات ثرية من البيانات الاقتصادية، والمالية الموجودة في الجداول والمخططات.

وستقوم العروض التي يوفرها النظام بالتركيز على الظواهر التي تخص الكفاءة الاقتصادية في قطاع اتحاد النقد الأوروبي. بالإضافة إلى ذلك، يقوم النظام بتوفير مؤشرات، وإشارات تعكس بوضوح احتمالات الانهيار في الأسواق المالية باتحاد النقد الأوروبي، مع توفير دعم كبير للمحللين الاقتصاديين، وصناع القرار من خلال محورين:

المحور الأول: اختيار المعلومات المناسبة للحالات التي يتم تناولها بالدراسة والتحليل.

المحور الثاني: استخلاص المؤشرات وتركيبها من ركام المعلومات الميدانية المتوافرة.

مراجع الفصل السابع

1- Ali,M., F. Faiza, A. Omer, & S.Umair, Modeling And Forecasting Financial Time Series, Comparison Of Forecasting Ability Of Neural Networks, Genetic Programming And Econometric Methods, 2003.

2- Allen, P. G & R. Fildes , Levels, Differences and ECMS – Principles for Improved Econometric Forecasting, Working Paper No. 2004-2, Department of Resource Economics, University of Massachusetts Amherst , 2004.

3- Allen,L.,Credit Risk Modeling of Middle Markets, Zicklin School of Business, Baruch College, CUNY, 2003.

4- Armstrong , J.S. & R. J. Brodie , Forecasting for Marketing, Published in Graham J. Hooley and Michael K. Hussey (Eds.), Quantitative Methods in Marketing, Second Edition, London: International Thompson Business Press, 1999.

5- Armstrong ,J.S. (Editor), Standards and Practices for Forecasting, Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners, Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers, 2001.

6- Armstrong, J. S. & F. Collopy, , Integration Of Statistical Methods And Judgment For Time Series Forecasting: Principles From Empirical Research, "In G. Wright And P. Goodwin (Eds.), Forecasting With Judgment. Chicliester:John Wiley,1998.

7- Armstrong, J. S. , Evaluating Forecasting Methods, In J. S. Armstrong (Ed.) Principles Of Forecasting: Handbook For Researchers And Practitioners. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers, Pp. 365-382,2001.

8- Avery ,P.A.,Complex Systems Theory as a Paradigm for Theoretical Formalisms and Empirical Observations of Hymenoptera, EN506,2003.

9- Ballard , R.J., Forecasting with Neural Networks – A Review, Texas A&M University-Commerce.

10- Baum, E. B. & D. Hassler, What Size Net Gives Valid Generalization? , Neural Computation, 1, (1989), 151-160.

11- Benitez, J. M. & J. L. Castro & I Requena, Are Artificial Neural Networks Black Boxes? IEEE Transactions on Neural Networks, 8, 1997, 1156-1164.

12- Callen, J. L. , C. C.Y. Kwan, P. C.Y. Yip & Y.F. Yuan, Neural Network Forecasting Of Quarterly Accounting Earnings , International Journal Of Forecasting, (12)4, 1996, pp 475-482.

13- Chapman, A. J. , Stock Market Trading Systems Through Neural Networks: Developing A Model ,International Journal Of Applied Expert Systems, Vol. 2, No. 2, 1994, Pp88-100.

14- Chiraphadhanakul , S., Genetic Forecasting Algorithm, Thesis Proposal , Assumption University, Bangkok, Thailand, November 1996.

15- Collins, E., S. Ghosh, , & C., Scofield, ,An Application of a Multiple Neural Network Learning System to Emulation of Mortgage Underwriting Judgments. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks II (July),1988: 459-466.

16- Donaldson, R. G.&, M. Kamstra, An Artificial Neural Network-GARCH Model For International Stock Return Volatility , Journal Of Empirical Finance, 4(1), 1997, Pp 17-46.

17- Dutta, S. & S. Shekhar, Bond Rating: A Non-Conservative Application of Neural Networks, Proceedings of the 1988 International Conference on Neural Networks, 1988, Vol. 2, 443-450.

18- Dutta, S., & S., Shekhar, Bond Rating: A Non-conservative Application of Neural Networks, in Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, vol. II, IEEE Press, San Diego, New York, (July)1988, 443-450.

19- Gonzalez ,S., Neural Networks for Macroeconomic Forecasting: A Complementary Approach to Linear Regression Models, Working Paper 2000-07,2000.

20- Goonatilake, S. & P. Trelevan , Intelligent Systems for Finance and Business, John

21- Gradojevic ,N., J. Yang, & T. Gravelle, Neuro-Fuzzy Decision-Making in Foreign Exchange Trading and Other Applications, Bank of Canada,2003.

22- Hamid,S., Primer On Using Neural Networks For Forecasting Market Variables , Southern New Hampshire University , Working Paper No. 2004-03,2004.

23- Hardle,W., Neural Networks in Quantitative Finance, Master Thesis, Institute for Statistics & Economics, Humboldt University, Berlin, December-2003.

24- Hecht-Nielsen, R. , Neurocomputing, Addison-Wesley, 1990.

25- Heinkel, R. & A. Kraus, Measuring Event Impacts in Thinly Traded Stocks, Journal of Financial and Quantitative Analysis, March 1988.

26- Helstrom T. & K., Holmstrom ,Predicting The Stock Market. Published as Opuscula ISRN HEV-BIB-OP-26-SE,1998.

27- Hendry,D.F. & M.P. Clements, Economic Forecasting: Some Lessons From Recent Research, Dep. Of Economics, Oxford, October 2001.

28- Hiemstra, Y. , A Fuzzy Logic Model For The Prediction Of Quarterly Stock Market Excess Returns., Third International Conference on Artificial Intelligence on Economics and Management, Portland, Oregon.1993.

29- Hill ,T., L. Marquez, M. O'Connor & W. Remus, Artificial Neural Network Models For Forecasting And Decision Making , September 30, 1993 .

30- Johnstone,B., Research & Innovation : Remaking Markets, Far Eastern Economic Review, vol.156, iss.12, Mar 25, 1993, pp.50.

31- Kasabov, N. & M. Fedrizi ,Fuzzy Neural Networks and Evolving Connectionist Systems for Intelligent Decision Support, Department of Information science, University of Otago, New Zealland,2001.

32- Kasabov, N. & M. Fedrizi ,Fuzzy Neural Networks and Evolving Connectionist Systems for Intelligent Decision Support, Department of Information science, University of Otago, New Zealland,2001.

33- Kasabov, N. , D. Deng , L. Erzegovezi , M. Fedrizzi , & A. Beber , Hybrid Intelligent Decision Support Systems for Risk Analysis and Prediction of Evolving Economic Clusters in Europe Department of Information Science, University of Otago, New Zealand,2001.

34- Kasabov, N. , ECOS: A Framework For Evolving Connectionist Systems And The ECO Learning Paradigm. Proc. of ICONIP'98, Kitakyushu, Japan, IOS Press, 1998,pp.1222-1235.

35- Kasabov, N., Learning Fuzzy Rules And Approximate Reasoning In Fuzzy Neural Engineering, The MIT Press, CA, MA,1996.

36- Kasabov, N., Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems and Knowledge

37- Kasabov_ ,N, L. Erzegovesi_ , M. Fedrizzi_ , A. Beber_ , & D. Deng ,Hybrid Intelligent Decision Support Systems and Applications for Risk Analysis and Discovery of Evolving Economic Clusters in Europe, Dept. of Information Science, Univ. of Otago, Dunedin, New Zealand.2002.

38- Khan ,M.S. & M. Quaddus ,Fuzzy Cognitive Maps and Intelligent Decision Support – A Review, School of Information Technology, Murdoch University, 2001.

39- Kolarik, T. & G. Rudorfer, Time Series Forecasting Using Neural Networks, APL Quote Quad, 25(1), 1994, 86-94.

40- Konstantinos,N., L.H., Tsoukalas,N.G., Bourbakis, M.J., Brun, & E.N., Houstis, Financial Prediction and Trading Strategies Using Neurofuzzy Approach, IEEE Transactions on System MAN. & Cybernetics, Part B: Vol.28, No.4,August,1998, pp.520-534.

41- Kung,S.Y., Neural Networks, Prentice Hall, London,UK,1993.

42- Lamy, R. , Finance Indicator Models: Short-Term Outlook for Growth, Inflation and the Business Cycle , Finance Canada, 1999.

43- LiMin F., Neural Networks in Computer Intelligence, McGraw-Hill, Inc., 1994

44- Lopez, J.A. ,Modeling Credit Risk for Commercial Loans,.FRBSF Economic Letter 2001-12 (April 27), Available AT: http://www.frbsf.org/publications/ economics/letter/2001/el2001-12.html.

45- Lopez, J.A.,What Is Operational Risk? , FRBSF Economic Letter 2002-02 (January 25), Available AT: http://www.frbsf.org/publications/economics/ letter/2002/el2002-02.html .

46- Macmillan, New York 1993.

47- Mahfoud , S. & G. Mani , Financial Forecasting Using Genetic Algorithms, LBS Capital Management, Available AT: http://www.

48- Malkei B. G., ,A Random Walk Down Wall Street, 7th Edition, New York,

49- McNeill, M. F., & E. Thro, Fuzzy Logic A Practical Approach, AP Professional Boston 1994.

50- Mendelsohn ,L., The Basics Of Developing A Neural Trading System, Technical Analysis Of Stocks & Commodities, Volume 9: June 1991.

51- Mendelsohn ,L., Neural Network Development For Financial Forecasting, Technical Analysis Of Stocks & Commodities ,September,1993.

52- Mendelsohn ,L., Using Neural Networks For Financial Forecasting, Technical Analysis Of Stocks & Commodities Magazine, June, 1993.

53- Moody ,J., Economic Forecasting: Challenges and Neural Network Solutions, International Symposium on Artificial Neural Networks, Hsinchu, Taiwan, December 1995.

54- Moody, J., & J.,Utans, Principled Architecture Selection for Neural Networks: Applications to Corporate Bond Rating Predictions, in Advances in Neural Information Processing Systems, vol 4, J. E. Moody, S. J. Hanson, and R. P. Lippmann, ed., Morgan Kauffman, San Mateo,1991,pp. 683-690.

55- Moshiri ,S. & N. Cameron , Neural Network vs. Econometric Models in Forecasting Inflation, Department of Economics, University of Manitoba, January 1998.

56- Mozer, M.C. & P. Smolensky , Using Relevance To Reduce Network Size Automatically , Connection Science, 1(1), 1989, pp3-16.

57- Networks And Hybrid Systems, Fuzzy Sets and Systems, 1996(a),82(2), 2-20.

58- Oderlind ,P.S., Lecture Notes in Financial Econometrics, (M.Sc. Course, University of Saint Gallen, Switzerland, June 2003.

59- O'Leary ,D.E., Artificial Intelligence in Business, II: Development, Integration and Organizational Issues. Workshop on AI in Business at the IEEE Conference on Artificial Intelligence Applications, Orlando, Florida, March 1993.

60- Ottaviani, M. & P.N. Sorensen, The Strategy of Professional Forecasting, Institute of Economics, University Of Copenhagen , April 2004.

61- Pantazopoulos, K., L. H. Tsoukalas, N.G. Bourbakis, M. J. Br¨un, & E.N. Houstis, Financial Prediction and Trading Strategies Using Neurofuzzy Approaches, IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics—Part B: Cybernetics, Vol. 28, No. 4, August 1998.

62- Poh, H.-L., J. T. Yao & T. Jasic, Neural Networks For The Analysis And Forecasting Of Advertising And Promotion Impact , International Journal Of Intelligent Systems In Accounting, Finance And Management, Vol. 7, No. 4, 1998, pp253-268.

63- Rebecca L. , Maximizing Money Management , Bank Systems & Technology , vol.32, iss.10, Oct. 1995, pp.38-43 .

64- Refenes, A. N. , M. Azema-Barac, L. Chen & S. A. Karoussos, Currency Exchange Rate Prediction And Neural Network Design Strategies , Neural Computing & Applications, No. 1, 1993, Pp46-58.

65- Schwartz, E.I., Where Neural Networks Are Already At Work, Business Week, Nov. 2, 1992, pp.136-137.

66- Schwartz, I.E. , Where Neural Networks are Already at Work, Business Week, November, 1992, pp. 136-137.

67- Shapiro ,A.F.,Market Forecasting and Trading Rules Based on Soft Computing Technologies, Penn State University, Smeal College of Business, University Park, PA ,2002.

68- Shim,J.K. & J.G. Siegel, Handbook of Financial Analysis, Forecasting & Modeling, Prentice-Hall, Inc., 1988 .

69- Swingler , K., Financial Prediction, Some Pointers, Pitfalls, and Common Errors, Center for Cognitive and Computational Neuroscience, Stirling University, July 14, 1994.

70- Tal ,B. & L. Nazareth, Artificial Intelligence and Economic Forecasting , Canadian Business Economics ,Spring, 1995.

71- Tal ,B. & L. Nazareth, Artificial Intelligence and Economic Forecasting , Canadian Business Economics ,Spring, 1995.

72- Tamiso, R.M. & R. S., Freedman ,Confronting Uncertainty: Intelligent Risk Management with Futures, Artificial Intelligence in the Capital Markets: State-of-the-Art Applications for Institutional Investors, Bankers and Traders, Probus Publishing, Chicago 1995, pp. 209-222.

73- Tan, C.N., An Artificial Neural Networks Primer with Financial Applications Examples in Financial Distress Predictions and Foreign Exchange Hybrid Trading System, Bond University,1997.

74- Trippi, R. &, E., Turban ,Eds. , Neural Networks in Finance and Investing , Irwin Professional London: W. W. Norton & Company Publications, New York,1994.

75- Turban, E.,Decision Support and Expert Systems Management Support Systems, 3rd Edition, Wiley & Sons.USA,1995.

76- Vedpuriswar, A.V., Managing Financial Risks, Enterprise Risk Management, Global CEO, ICFAI PRESS ,June 2002.

77- Wang, S., The Unpredictability of Standard Back Propagation Neural Networks in Classification Applications, Management Science 41(3), March 1995, 555-559.

78- Wittkemper, H &, M. Steiner, Using Neural network to Forecast The Systematic Risk of Stocks , European Journal of Operational Research, vol.90, iss.3, May 10,1996, pp. 577-588 .

79- Yao, J. T. , C. L. Tan & Y. L. Li, Option Prices Forecasting Using Neural Networks , Omega: The International Journal Of Management Science, Vol. 28, No. 4 2000, Pp455-466.

80- Yao, J., N. Teng, H. Poh & C. Tan, ,Forecasting and Analysis of Marketing Data Using Neural Networks, School of Computing, National University of Singapore, Singapore,1997.

81- Zhou, B., Estimating the Variance Parameter From Noisy High Frequency Financial Data , MIT Sloan School Working Paper, No. 3739, 1995.



فهرست تفصيلي
لمراجع مهمة في ميادين الذكاء الاصطناعي
وفروع الحوسبة الذكية[١]

Introductory Texts on Artificial Intelligence

Charniak, E., & McDermott, D. V., Introduction to Artificial Intelligence. New York, NY: Addison Wesley (1985).

Copeland, J. Artificial Intelligence - A Philosophical Introduction. Cambridge, MA: Blackwell (1993).

Dean, T., Allen, J. & Aloimonos, Y., Artificial Intelligence theory and practice. New York: Benjamin Cummings (1995).

Fischler, M., & Firschein, O., Intelligence | The Eye, the Brain, and the Computer. New York: Addison{Wesley (1987).

Forbus, K. D. & de Kleer, J. Building Problem Solvers. Cambridge, MA: MIT Press. (1993).

Ginsberg, M., Essentials of Artificial Intelligence. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1993).

Haugeland, J., Artificial Intelligence { The Very Idea. Boston, MA:MIT Press (1985).

Luger, G. F., & Stubble_eld, W. A., Artificial Intelligence. New York, NY: Benjamin/Cummings (1993).

Luger, G. F., Johnson, P. et al. Cognitive Science: The Science of Intelligent Systems. San Diego, CA: Academic Press. (1994).

Nilsson, N. J., Principles of Artificial Intelligence. Palo Alto, CA: Tioga (1981).

1 Noyes, J. L., Artificial Intelligence with Common Lisp. Lexington, MA: Heath (1992).

1 Puppe, F. Systematic Introduction to Expert Systems. Berlin: Springer-Verlag (1993).

١- تم جمع واستقصاء هذه المراجع أثناء العمل على إعداد الكتاب، إضافة إلى قراءات في هذا الحقل من علـوم الذكاء الاصطناعي، والحوسبة الذكية. وقد تم تقسيمها في ضوء موضوعات فصول الكتاب لكي تكون أسهل تناولاً للقارئ العادي والمتخصص.

Rich, E., & Knight, K., Artificial Intelligence, New York: McGraw{Hill (1991).
Russel, S. & Norvig, P., Artificial Intelligence - a modern approach. Englewood Cli_s, NJ: Prentice Hall (1995).
Robinson, W. S. Computers, Minds, and Robots. Philadephia, PA: Temple University Press (1992).
Ste_k, M., Introduction to Knowledge Systems. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann. (1995).
Tanimoto, S., The Elements of Artificial Intelligence Using Common Lisp. 2nd Ed. New York, NY: Computer Science Press (1995).
Winston, P., Artificial Intelligence. 3rd Ed. New York: Addison{ Wesley (1992).

LISP Programming

Brooks, R., Programming in Common Lisp, New York, NY: Wiley (1985).
Cameron, R. D., & Dixon, A. H., Symbolic Computing with LISP. New York, NY: Prentice Hall (1992).
Charniak, E., Riesbeck, C. K., & McDermott, D. V., Artificial Intelligence Programming. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates (1980).
Forbus, K. D. & de Kleer, J. Building Problem Solvers. Cambridge, MA: MIT Press. (1993).
Franz, Inc., Common LISP: The Reference. Reading, MA: Addison{ Wesley (1988).
Graham, P. ANSI Common Lisp. Englewood Cli_s, NJ: Prentice Hall(1995).
Norvig, P., Paradigms of Artificial Intelligence Programming | Case Studies in Common Lisp. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1992).
Touretzky, D. S., A Gentle Introduction to Symbolic Computation. New York, NY: Addison Wesley (1990).
Winston, P. & Horn, B., Lisp. New York: Addison-Wesley (1989).

General References

Barr, A., Cohen, P., & Feigenbaum, E. (ed.), The Handbook of Artificial Intelligence, Volumes 1{4. 2nd Ed. Cambridge, MA: Addison Wesley (1989).
Shapiro, S. (ed.), Encyclopedia of Artificial Intelligence. 2nd Ed. New York: Wiley (1992).

Machine Learning

Anzai, Y. Pattern Recognition and Machine Learning. New York: Academic Press (1992).

Barr, A. & Feigenbaum, E. (ed.) The Handbook of Artificial Intelligence (vol 3). New York: Addison-Wesley (1989).

Bozinovski, S. Consequence Driven Systems. Gocmar Press. (1995).

Buchanan, B. G. & Wilkins, D. C. (Ed.) Readings in Knowledge Acquisition. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1993).

Carbonell, J. (Ed.) Machine Learning Paradigms and Methods. Boston, MA: MIT Press (1990).

De Raedt, L. Interactive Theory Revision - An Inductive Logic Programming Approach. New York: Academic Press (1992).

Duda, R. & Hart, P. Pattern Classi_cation and Scene Analysis. New York: Wiley (1973).

Faucett, L. Fundamentals of Neural Networks. Englewood Cli_s, NJ: Prentice-Hall (1994).

Fu, K. S. Syntactic Pattern Recognition and Applications. Englewood Cli_s, NJ: Prentice-Hall (1982).

Fukunaga, K. Introduction to Statistical Pattern Recognition. New York: Academic Press (1990).

Gallant, S. Neural Network Learning and Expert Systems. Cambridge, MA: MIT Press (1993).

Goldberg, D. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Ma- chine Learning. New York: Addison-Wesley (1989).

Hassoun, M. Fundamentals of Artificial Neural Networks. Cambridge, MA: MIT Press (1995).

Haykin, S. Neural Networks. New York: Macmillan (1994).

Honavar, V. & Uhr, L. (Ed.) Artificial Intelligence and Neural Networks: Steps Toward Principled Integration. San Diego, CA: Academic Press (1994).

Hutchinson, A. Algorithmic Learning. London: Oxford University Press (1994).

Kearns, M. J. & Vazirani, U. V. An Introduction to Computational Learning Theory. Cambridge, MA: MIT Press. (1994).

Koza, J. Genetic Programming. Cambridge, MA: MIT Press (1992).

Kung, S. Digital Neural Networks. Englewood Cli_s, NJ: Prentice-Hall (1993).

Langley, P. Elements of Machine Learning. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1995).

Mitchell, T. Machine Learning. New York: McGraw Hill (1996).
Natarajan, B. Machine Learning: A Theoretical Approach. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1992).
23. Patel, M. & Honavar, V. (Ed.) Advances in Evolutionary Synthesis of Neural Systems. Cambridge, MA: MIT Press. To appear.
Shavlik, J. & Dietterich, T. Readings in Machine Learning. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1990).
Uhr, L.Pattern Recognition, Learning, and Thought. Englewood Cli_s, NJ: Prentice-Hall (1973).

Neural Computation

Arbib, M. A. The Metaphorical Brain. New York: Wiley (1990).
Bozinovsky, S. Consequence Driven Systems. Gocmar Press (1995).
Carpenter, G. & Grossberg, S. (ed.) Pattern Recognition by Self-Organizing Neural Networks. Cambridge, MA: MIT Press (1991).
Faucett, L. Fundamentals of Neural Networks. Englewood Cli_s, NJ: Prentice-Hall (1994).
5. Freeman, J. A. & Skapura, D. M. Neural Networks - Algorithms, Applications, and Programming Techniques. New York: Addison{Wesley (1991).
Gallant, S. Neural Network Learning and Expert Systems. Cambridge, MA: MIT Press.
Goonatilake, S. & Khebbal, S. Intelligent Hybrid Systems. London: Wiley (1995).
Hassoun, M. Fundamentals of Artificial Neural Networks. Cambridge, MA: MIT Press (1995).
Haykin, S. Neural Networks. New York: Macmillan (1994).
Hertz, J., Krogh, A. & Palmer, R. Introduction to the Theory of Neural Computation. New York: Addison Wesley (1991).
Honavar, V. & Uhr, L. (Ed.) Artificial Intelligence and Neural Networks: Steps Toward Principled Integration. San Diego, CA: Academic Press (1994).
Hrycej, T. Modular Learning in Neural Networks. New York: Wiley (1992).
Kosko, B. Neural Networks and Fuzzy Systems. New York: Prentice- Hall (1992).

Kung, S. I. Digital Neural Networks. New York: Prentice Hall (1993).
Levine, D. Neural and Cognitive Modelling. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum (1991).
Nilsson, N. J. Mathematical Foundations of Learning Machines. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1992).
Pao, Y. Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks. New York: Addison-Wesley (1992).
Parberry, I. Circuit Complexity and Neural Networks. Cambridge, MA: MIT Press (1994).
Patel, M. & Honavar, V. (Ed.) Advances in Evolutionary Synthesis of Neural Systems. Cambridge, MA: MIT Press. To appear.
Rumelhart, D. E., McClelland J. M. et al. (Ed.) Parallel Distributed Processing vol 1-3. Boston, MA: MIT Press (1986).
Simpson, P. Artificial Neural Networks. New York: Pergamon (1989).
Sun, R. & Bookman, L. (Ed.) Computational Architectures Integrating Symbolic and Neural Processes. New York: Kluwer (1994).
Valiant, L. Circuits of the Mind. New York: Oxford University Press. (1994).
Wasserman, P. Advanced Methods in Neural Computing. New York: Van Nostrand Rheinhold (1993).
Zeidenberg, M. Neural Networks in Artificial Intelligence. New York: Ellis Horwood (1990).

Parallel and Distributed Algorithms and

Architectures for Artificial Intelligence.

Minsky, M. Society of Mind. New York: Basic Books (1986).
Uhr, L. Multi-Computer Architectures for Artificial Intelligence. New York: Wiley (1987).

Machine Perception

Ballard, D. & Brown, C. Computer Vision. Englewood Cli_s, NJ: Prentice-Hall (1982).
Carpenter, C. & Grossberg, S. (Ed.) Neural Networks for Vision and Image Processing. Cambridge, MA: MIT Press.
Fischler, M. & Firschein, O. Intelligence - The Eye, the Brain, and the Computer. New York: Addison-Wesley (1987).
Fischler, M. A., & Firschein, O. (ed.), Readings in Computer Vision.

Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1987).
Haralick, R. & Shapiro, L. Computer and Robot Vision (vol. 1 & 2). New York: Addison Wesley (1992).
Uhr, L. (Ed.) Parallel Computer Vision. Boston, MA: Academic Press (1987).
Wechsler, H. Computational Vision. New York: Academic Press (1990).

Evolutionary Computation

Goldberg, D. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Ma- chine Learning. New York: Addison-Wesley (1989).
Holland, J. Adaptation in Natural and Artificial Systems. Cambridge, MA: MIT Press (1992).
Kinnear, K. Advances in Genetic Programming. Cambridge, MA: MIT Press (1994).
Koza, J. Genetic Programming. Cambridge, MA: MIT Press (1991).
Koza, J. Genetic Programming II. Cambridge, MA: MIT Press (1994).
Michalewicz, Z. Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. Berlin: Springer-Verlag (1993).
Mitchell, M. An Introduction to Genetic Algorithms. Cambridge, MA: MIT Press (1995).
Patel, M. & Honavar, V. (Ed.) Advances in Evolutionary Synthesis of Neural Systems. Cambridge, MA: MIT Press. To appear.

Computational and Cognitive Neuroscience

Churchland, P. & Sejnowski, T. The Computational Brain. Cambridge, A: MIT Press (1992).
Dudai, Y. The Neurobiology of Memory. London: Oxford University Press (1989).
Kandell, E. R. & Schwartz, J. H. Principles of Neural Science. New York: Elsevier (1986).
Koch, C. & Segev, I. (Ed.) Methods in Neuronal Modeling. Cambridge, MA: MIT Press (1989).
Martindale, C. Cognitive Psychology - A Neural Network Approach. Belmont, CA: Brooks/Cole (1991).
Schwartz, E. C. (Ed.) Computational Neuroscience. Boston, MA: MIT Press (1990).
Shepherd, G. Neurobiology. New York: Oxford University Press (1988).
Tuckwell, H. C. Introduction to Theoretical Neurobiology. London:

Cambridge University Press (1988).
Ventriglia, F. (Ed.) Neural Modelling and Neural Networks. New York: Pergamon (1993).
Zeki, S. A Vision of the Brain. New York: Sinauer (1993).

Intelligent Agent Architectures

Franklin, S. Artificial Minds. Cambridge, MA: MIT Press. (1995).
Minsky, M. Society of Mind. New York: Basic Books (1986).
Newell, A. Uni_ed Theories of Cognition. Cambrdge, MA: Harvard University Press (1990).
Patel, M. & Honavar, V. (Ed.) Advances in Evolutionary Synthesis of Neural Systems. Cambridge, MA: MIT Press. To appear.
Russel, S. & Norvig, P., Artificial Intelligence - a modern approach. Englewood Cli_s, NJ: Prentice Hall (1995).

Knowledge-Based Systems

Allen, J., Hendler, J., & Tate, A. (ed.) Readings in Planning. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1990).
Boden, M. A., The Creative Mind. New York, NY: Basic Books (1990).
Bond, A. H., & Gasser, L. (ed.), Readings in Distributed Artificial Intelligence. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1988).
Brachman, R. J., & Levesque, H. J. (ed.), Readings in Knowledge Representation. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1985).
Campbell, J., Grammatical Man: Information, Entropy, Language and Life. New York, NY: Simon & Schuster (1982).
Davis, E. Representations of Commonsense Knowledge. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1990).
Dreyfus, H. L., What Computers Can't Do. New York, NY: Harper & Row (1979).
Gazdar, G., & Mellish, C., Natural Language Processing in LISP. Reading, MA: Addison-Wesley (1989).
Genesereth, M. R., & Nilsson, N. J., Logical Foundations of Artificial Intelligence. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1987).
Graubard, S. R. (ed.), The Artificial Intelligence Debate: False Starts, Real Foundations. Cambridge, MA: MIT Press (1988).
Hofstadter, D. R., Metamagical Themas. New York, NY: Basic Books (1985).

Marr, D., Vision. San Francisco, CA: Freeman (1982).
Moravec, H., Mind Children: The Future of Robot and Human Intelligence. Cambridge, MA: Harvard University Press (1988).
Newell, A., & Simon, H. A., Human Problem{Solving, Englewood Cli_s, NJ: Prentice-Hall (1972).
Pagels, H. R., Dreams of Reason: The Computer and the Rise of the Sciences of Complexity. New York, NY: Simon & Schuster (1988).
Pearl, J., Heuristics: Intelligent Search Strategies for Computer Problem Solving. New York, NY: Addison Wesley (1984).
Polya, G., How to Solve it. Princeton, NJ: Priceton Univ. Press (1945).
Popper, K. R., The Logic of Scienti_c Discovery. New York, NY: Harper & Row (1968).
Schank, R., & Abelson, R., Scripts, Plans, Goals, and Understanding. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates (1977).
Schank, R., & Childers, P., The Cognitive Computer. Reading, MA: Addison-Wesley (1984).
2 Shrobe, H. E. (ed.), Exploring Artificial Intelligence. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann (1988).
Simon, H. A., Sciences of the Artificial. Cambridge, MA: MIT Press (1981).
Sowa, J. F., Conceptual Structures. Reading, MA: Addison{Wesley (1984).
Waterman, D. A., A Guide to Expert Systems. Reading, MA: Addison Wesley (1986).
Webber, B. L., & Nilsson, N. J. (ed.), Readings in Artificial Intelligence. Palo Alto, CA: Morgan Kaufmann (1981).
Weizenbaum, J., Computer Power and Human Reason. San Francisco, CA: Freeman (1976).
Winograd, T., Language as a Cognitive Process. Reading, MA: Addison Wesley (1983).
Wos, L., Overbeek, R., Lusk, E., & Boyle, J., Automated Reasoning. New York, NY: McGraw-Hill (1992).

كشاف أهم الاصطلاحات الواردة في الكتاب

حرف *A*

دالة القبول	*Acceptance Function*
تنشيط	*Activation*
فردة جينية	*Alleles*
عملية تلدين	*Annealing*
توقيتات لدائنية	*Annealing Schedule*
توقيتات لدائنية	*Annealing Schedule*
تقريب	*Approximation*
أدوات ذكية	*Artificial Agents*
أدوات ذكية	*Artificial Agents*
ذكاء اصطناعي	*Artificial Intelligence*
حياة اصطناعية	*Artificial Life*
شبكة عصبونية اصطناعية	*Artificial Neural Network (ANN)*
عصبون اصطناعي	*Artificial Neuron*
اكتساب المعرفة المؤتمت	*Automated Knowledge Acquisition*
استدلال المؤتمت	*Automated Reasoning*
انحدار ذاتي	*Autoregressive*
محور عصبي	*Axon*
رابية المحور	*Axon Hillock*
نهايات محورية	*Axonic Endings*

حرف *B*

امتداد راجع	*Back propagation*
نزعة موجهة	*Bias*
ترميز ثنائي	*Binary Encoding*

حرف C

Certain Knowledge	معرفة يقينية
Certainty	يقين
Characteristic function	دالة خاصية
Chemical Messenger	ساعي كيميائي
Classical Set	مجموعة كلاسيكية
Cognitive Science	علم الإدراك
Complex System	نظام معقد
Computational Epistemology	علم المعرفة المحوسبة
Computational Intelligence	ذكاء محوسب
Computational Intelligence	ذكاء محوسب
Computational Model	نموذج محوسب
Computational Model	نماذج محوسبة
Computing With Words	حوسبة بواسطة الكلمات
Conceptual System	منظومة مفاهيمية
Connection Strength	شدة الارتباط
Consequent	نتيجة المقايسة المنطقية
Cooling Schedule	توقيتات تبريد
Cooling Schedule	توقيتات التبريد
Credit Risk	مخاطر الائتمان
Credit Risks	مخاطر التسليف
Crossover	عبور

حرف *D*

Data Mining	تنقيب عن المعرفة
Decision Making	صناعة القرار

Decision Support	دعم القرار
Declarative Knowledge	معرفة بيانية
Defuzzification	إزالة التضبيب
Defuzzification Layer	طبقة إزالة التضبيب
Dendrite Trees	أشجار التفرعات
Dendrites	تفرعات عصبونية

حرف E

Entity	كينونة
Enumerative Method	طريقة تعددية
Episodic Knowledge	معرفة عرضية
Evolutionary Theory	نظرية نشوئية
Expert Systems	نظم خبيرة
Extracellular Fluid	سائل خلوي إضافي

حرف F

Feed Forward	شبكة التغذية الأمامية
Firing	عملية الاتقاد
Fitness	توافق
Frame - Based Method	أسلوب الهياكل
Frame-Based Method	أسلوب الأطر
Funding Risks	مخاطر القروض
Fuzzification Layer	طبقة تضبيب
Fuzzy Decision System	نظام مضبب لصناعة القرار
Fuzzy Inference Engine	آلة استدلال مضبب

أنموذج المنطق المضبّب	*Fuzzy Logic Model*
أنموذج المنطق المضبّب	*Fuzzy Logic Model*
مجاميع مضبّبة	*Fuzzy Sets*
أنموذج المنطق المضبب والخوارزميات الجينية	*Fuzzy-Genetic Model*
أنموذج الشبكات العصبونية وأنموذج المنطق المضبب	*Fuzzy-Neural Model*

حرف *G*

التوليد والاختبار	*Generate & Test*
منهج التوليد والاختبار	*Generate & Test Approach*
حلقة تنبؤ جيني	*Genetic Forecasting Loop*
شبكات عصبونية مضبّبة ـ جينية	*Genetic Fuzzy Neural Networks*
نظم مضبّبة جينية	*Genetic Fuzzy Systems*
تعلّم جيني	*Genetic Learning*
توليف جيني	*Genetic Tuning*
برمجة جينية	*Genetics Programming*
جينوم	*Genome*
نمط جيني	*Genotype*

حرف *H*

محدد صارم	*Hard Limiter*
بحث موجّه	*Heuristic Search*
طبقة مخفية	*Hidden Layer*
تسلّق التلّ	*Hill Climbing*
منهج تسلّق التلّ	*Hill Climbing Approach*
نظم هجينة	*Hybrid System*

حرف I

لعبة المحاكاة	*Imitation Game*
طبقة الإدخال	*Input Layer*
طبقة إدخال	*Input Layer*
فضاء الإدخال	*Input Space*
مدخلات	*Inputs*
نظم ذكية لدعم القرارات	*Intelligent Decision Support System*
بحث ذكي	*Intelligent Search*
حوسبة مكثفة	*Intensive Computing*
حوسبة مكثفة	*Intensive Computing*
سائل خلوي داخلي	*Intercellular Fluid*
مستجوب	*Interrogator*
مستجوب	*Interrogator*
استبطان	*Introspection*
عدد مرتبة التكرار	*Iteration Step Number*

حرف K

اكتساب المعرفة	*Knowledge Acquisition*
قاعدة المعارف	*Knowledge Base*
نظام مرتكز على المعرفة	*Knowledge Based System*
هندسة المعرفة	*Knowledge Engineering*
وصف معرفي	*Knowledge Representation*

حرف L

قاعدة تعلّم	*Learning Rule*
نظم التعلّم	*Learning Systems*

احتمال قوي	*Likelihood*
متغير لغوي	*Linguistic Variable*
قيمة عليا موضعية	*Local Maxima*
محل	*Locus*
برمجة منطقية	*Logic Programming*
قواعد منطقية	*Logical Rules*
انحدار لوغاريتمي	*Logistic Regression*

حرف *M*

مخاطر السوق	*Market Risk*
مخاطر السوق	*Market Risks*
أنموذج رياضي	*Mathematical Model*
كائنات الرياضية	*Mathematical Objects*
دالة عضوية	*Membership Function*
غشاء	*Membrane*
ما وراء المعرفة	*Meta-Knowledge*
متوسط متحرك	*Moving Average*
تغيير	*Mutation*

حرف *N*

لغة طبيعية	*Natural Language*
لغة طبيعية	*Natural Language*
طوبولوجيا الشبكة	*Network Topology*
أنموذج المشكلات العصبونية	*Neural Networks Model*
نظم عصبونية مضبّبة	*Neuro-Fuzzy Systems*

أنمـــوذج الـــشبكات العـــصبونية والخوارزميات الجينية	*Neuro-Genetic Model*
ناقل عصبي	*Neurotransmitter*
عقدة	*Node*
مجموعة مضبّبة طبيعية	*Normal Fuzzy Set*

حرف O

دالة موضوعية	*Objective Function*
دالة موضوعية	*Objective Function*
نسل جديد	*Offspring*
مخاطر عملياتية	*Operational Risks*
أمثلية	*Optimization*
أمثلية	*Optimization*
طبقة الإخراج	*Output Layer*
مخرجات	*Outputs*

حرف P

نسق مفاهيمي	*Paradigm*
تحليل متوازي	*Parallel Decomposition*
نماذج عاملية	*Parametric Models*
حقيقة جزئية	*Partial Truth*
حلقة تعلّم النمط	*Pattern Learning Loop*
ترميز تبادلي	*Permutation Encoding*
مظهر	*Phenotype*
انحدار خطي متعدد	*Polynomial Regression*

مجموعة جينية	*Population*
نظرية الإمكانية	*Possibility Theory*
نظرية الإمكانية	*Possibility Theory*
طرف لاحق لنقطة الاشتباك العصبي	*Postsynaptic Terminal*
تكيف عملي	*Practical Adaptation*
تكيف عملي	*Practical Adaptation*
منطق إسنادي	*Predicate Logic*
ركن البيان المنطقي	*Premise*
طرف سابق لنقطة الاشتباك العصبي	*Presynaptic Terminal*
حل المشكلات	*Problem Solving*
معرفة إجرائية	*Procedural Knowledge*
منطق افتراضي	*Propositional Logic*

حرف *R*

طريقة عشوائية	*Random Method*
عملية اتحاد	*Recombination*
معمارية احتياطية	*Redundant Architecture*
معمارية احتياطية	*Redundant Architecture*
تحليل الانحدار	*Regression Analysis*
عملية تكاثر	*Reproduction*
أسلوب مرتكز على القواعد	*Rule - Based Method*
طبقة العنصر الشرطي للقاعدة	*Rule Antecedent Layer*
أصل القاعدة	*Rule Base*
طبقة النتيجة المنطقية للقاعدة	*Rule Consequent Layer*

حرف S

خوارزمية بحث	*Search Algorithm*
خوارزمية بحث	*Search Algorithm*
فضاء البحث	*Search Space*
معرفة بدلالات الألفاظ	*Semantic Knowledge*
خوارزميات متعاقبة	*Sequential Algorithms*
منهج المحاكاة اللدائنية	*Simulated Annealing*
محاكاة لدائنية	*Simulated Annealing*
محاكاة	*Simulation*
محاكاة	*Simulation*
عبور أحادي النقطة	*Single Point Crossover*
منفرد	*Singleton*
حوسبة معلوماتية	*Soft Computing*
حوسبة ذكية	*Soft Computing*
حوسبة معلوماتية	*Soft Computing*
تحليل البنى المعلوماتية	*Soft Data Analysis*
جسد	*Soma*
تجميع متحيز	*Spatial Summation*
حالة	*State*
الحالة	*State*
منهج فضاء الحالة	*State Space Approach*
فضاء الحالة	*State-Space*
فضاء الحالة	*State-Space*
نقطة الاشتباك العصبي	*Synapse*
عملية الاشتباك	*Synaptic Process*
أوزان اشتباكية	*Synaptic Weights*
خاصية التعاونية	*Synergism*
تعاونية	*Synergism*

حرف T

تجميع مؤقت	*Temporal Summation*
حالة النهائية	*Terminal State*
برهنة الفرضيات	*Theorem Proving*
مستوى العتبة	*Threshold*
تحليل السلاسل الزمنية	*Time Series Analysis*
المحاولة والخطأ	*Trail & Error*
معدّل التدريب	*Training Rate*
سمة	*Trait*
ترميز شجري	*Tree Encoding*
شيفرات ثلاثية	*Triplets*
اختبار تورينج	*Turing Test*
عبور ثنائي النقطة	*Two Point Crossover*

حرف U

معرفة غير يقينية	*Uncertain Knowledge*
غياب الدقة واليقين	*Uncertainty*
أداة تقريب شاملة	*Universal Approximater*
ميدان شامل	*Universe of Discourse*

حرف V

ترميز القيمة	*Value Encoding*
حويصلة	*Vesicle*

حرف W

معامل الوزن	*Weight Factor*
منطقة تذبذب	*Wiggles*

هذا الكتاب:

إن التنامي المستمر لتقنيات الذكاء الاصطناعي، المدعومة بأدوات تقنيات المعلومات، قد فتح الباب على مصراعيه أمام دخولها إلى ساحة علوم التجارة والأعمال بشتى مستوياتها. بيد أن العقبة الأساسية التي تشخص أمام هذا الموضوع الجديد والمبتكر، تكمن في الفجوة المقيمة بين علوم الحاسوب والذكاء الاصطناعي من جهة، وبين العاملين في قطاع التجارة والأعمال من جهة أخرى، من الذين ألفوا استخدام تقنيات المعلومات أداة داعمة لحساباتهم المالية، وتنظيم أنشطتهم التنظيمية بوصفها أداة تمتلك قدرة حسابية عالية، ولها القدرة على إجراء سلسلة غير متناهية من الحسابات الروتينية التي تقف عقبة أمام أنشطة هذين المضمارين على أرض الواقع بأدواته التقليدية.

من هنا فإننا لا نتوقع أن تكون المهمة سهلة عندما نحاول معالجة هذا الموضوع الشائك على خلفية البيئة العربية للتجارة والأعمال، كما هو الحال في بلدان العالم الغربي الذي ما زال يعالج المسألة من وجهة نظر معلوماتية هندسية صرفة تسترشد بتوجيهات نخبة من خبراء التجارة والأعمال الذين يحاولون جاهدين توجيه الفقه الرياضي المعلوماتي الصرف بحيث يبدأ بالخطوة الأولى على طريق استيعاب دلالة المتغير الاقتصادي، وطبيعة الخصائص المميزة لمتغيراته المختلفة لكي تكون النماذج الرياضية أكثر واقعية في وصف متغيرات التجارة والأعمال ضمن الأنساق المعرفية المطروحة على ساحة تطبيقات الذكاء المحوسب.

إن معالجة هذا الموضوع خطوة لا بد منها لكي نحسن اللحاق بالآخر الذي بدأ يخوض غمار تجارب جديدة بميادين جديدة في مضمار المعرفة العلمية المعاصرة.

ردمك: ٧-١٥٢-١٤-٩٩٦٠

تصميم وإخراج وطباعة الإدارة العامة للطباعة والنشر - معهد الإدارة العامة ١٤٢٨هـ